

THESIS / THÈSE

MASTER EN INGÉNIEUR DE GESTION À FINALITÉ SPÉCIALISÉE EN DATA SCIENCE

Les indicateurs de performance complexes

Vers une méthode de calcul objectif de leur complexité

Kazadi Kapinga, Déborah

Award date:
2020

Awarding institution:
Université de Namur

[Link to publication](#)

General rights

Copyright and moral rights for the publications made accessible in the public portal are retained by the authors and/or other copyright owners and it is a condition of accessing publications that users recognise and abide by the legal requirements associated with these rights.

- Users may download and print one copy of any publication from the public portal for the purpose of private study or research.
- You may not further distribute the material or use it for any profit-making activity or commercial gain
- You may freely distribute the URL identifying the publication in the public portal ?

Take down policy

If you believe that this document breaches copyright please contact us providing details, and we will remove access to the work immediately and investigate your claim.



Les indicateurs de performance complexes

—

Vers une méthode de calcul objectif de leur complexité

Deborah Kazadi Kapinga

Directeur: Prof. C.Burnay

Mémoire présenté
en vue de l'obtention du titre de
Master 120 en Ingénieur de gestion,
à finalité spécialisée

ANNEE ACADEMIQUE 2019-2020

Remerciements

J'adresse mes remerciements à l'ensemble des personnes qui, de près ou de loin, m'ont aidé dans la réalisation de ce mémoire. En premier lieu, je remercie M.Burnay, professeur à l'université de Namur. En tant que directeur de mémoire, il m'a aidé à structurer mon travail, à trouver des pistes pour avancer.

Je tiens aussi à remercier mes parents, Christian Kazadi pour son aide et son soutien et Gisèle Tshidibi pour son soutien et sa relecture. Mais aussi Mary An Ntumb Mwinkeu pour son aide précieuse à la relecture.

Table des matières

Chapitre 1 : Introduction.....	1
1.1 Contexte	1
1.2 Problématique et question	2
1.3 Contribution suggérée.....	2
Chapitre 2 : Méthodologie	4
Première partie : partie théorique	5
Chapitre 3 : Indicateur de performance	6
3.1 Que sont les indicateurs de performance et à quoi servent-ils ?	6
3.2 Méthodologie pour la définition d'un indicateur de performance	6
3.3 Impact de la complexité	7
3.4 Performance notion subjective ?	9
Chapitre 4 : La théorie de la complexité algorithmique	11
4.1 Généralités sur la complexité.....	11
4.1.1 But d'un calcul de complexité.....	11
4.1.2 Les deux types de complexité.....	12
4.1.2.1 Complexité en temps	12
4.1.2.2 Complexité en espace	12
4.1.3 De quoi est fonction la complexité.....	12
4.2 Comportement asymptotique des fonctions de référence	13
4.2.1 Notations asymptotiques	13
4.2.2 Notion de grand O	14
4.2.3 Notion de grand oméga	15
4.2.4 Notion de grand Thêta.....	16
4.2.5 Notion d'équivalence.....	16
4.3 Croissance des fonctions de référence	16
4.4 Classes de complexité	17
Chapitre 5 : La théorie de la complexité appliquée aux indices de performance.....	19
5.1 Définition de la complexité d'un indicateur de performance.....	19
5.2 But de calcul de la complexité d'un indicateur de performance	19
5.3 Classes de complexité d'un indicateur de performance	19
5.4 Mesure de la complexité d'un indicateur de performance	20

Seconde partie : Preuve de faisabilité	21
Chapitre 6 : Un indicateur complexe SESG_{VA}	22
6.1 Présentation de l'indicateur SESG _{VA}	22
6.1.1 Objectifs de l'indicateur SESG _{VA}	22
6.1.2 Critère de réussite	23
6.1.3 Récolte des données.....	23
6.1.4 Formule de calcul.....	24
6.1.5 Graphiques.....	25
6.2 Mesure de l'indicateur SESG _{VA}	25
6.2.1 Approche théorique de la valeur durable.....	25
6.2.2 Méthode de calcul	26
Chapitre 7 : Mesure de la complexité de l'indicateur SESG_{VA}.....	30
7.1 Introduction.....	30
7.2 Détermination de la complexité de chaque fonction individuellement	30
7.2.1 Processus de calcul	30
7.2.2 Analyse Exploratoire Factorielle	33
7.2.3 Analyse Confirmatoire Factorielle	35
7.2.4 Analyse en Composante Principale	39
7.2.5 Analyse par Enveloppement des Données	40
7.2.6 Complexité de l'indicateur SESG _{VA}	43
Chapitre 8 : Conclusion	45
Bibliographie	47
Annexe A : Tableau A1. Indicateurs de performance environnementale, sociale et de gouvernance d'entreprise (I_{ESGi})	49
Annexe B : Tableau 3. Indicateurs de performance EZG_i et leurs pondérations w_i dans le modèle SEG_{VA}.....	50
Annexe C : Tableau 5. Indicateurs économique dans le modèle SEAGVA	51
Annexe D : Résultat de l'évaluation de l'EFA.....	51
Annexe E : Résultat de l'évaluation du CFA	58
Annexe F : Résultat de l'évaluation du PCA	66
Annexe G : Résultat de l'évaluation du DEA	74

Résumé

Ce mémoire est divisé en 2 parties : une partie théorique, qui va aborder les notions théorique de base sur les indicateurs de performance et sur la complexité algorithmique, et une autre partie plus pratique qui aura pour but de conforter les hypothèses. Dans la partie théorique, il est important de poser les bases du concept d'indicateur de performance. Une fois ces bases posées, nous allons discuter de l'impact de la complexité sur les indicateurs de performance. Ensuite il s'agira de faire un tour de différentes littératures sur la complexité et de faire un choix sur la complexité qui peut s'appliquer au mieux aux indicateurs de performance. Nous nous sommes donc tournés vers la théorie de la complexité plus précisément celle de la complexité algorithmique pour construire notre revue de la littérature. Une fois la complexité abordée, dans chaque partie de ce chapitre nous expliquerons pourquoi chaque point théorique est important à considérer dans le cadre des indicateurs de performance. Dans la partie pratique, une étude de cas sur un indicateur complexe en matière de développement durable (Corporate Sustainable Value) sera passée en revue. Nous allons montrer que cet indicateur de performance complexe est conforme à la théorie avancée dans la première partie. Cet indicateur complexe est construit sur base de plusieurs indicateurs clés de performance dans les domaines de l'environnement, du social et de la gouvernance d'entreprise pour déterminer le niveau de développement durable d'une entreprise, et permettre aux investisseurs de pouvoir faire le choix d'investir dans une entreprise propre et respectant l'environnement.

Chapitre 1

Introduction

1.1. Contexte

Les indicateurs de performance ont toujours fait partie de la vie des entreprises, que ce soit de manière consciente ou inconsciente.

Pour exploiter pleinement leurs ressources, les entreprises doivent impérativement comprendre les informations que renferment les énormes volumes de données de production. Si on ne peut pas voir ce qu'on ignore, alors on ne sera pas en mesure de prendre les bonnes décisions pour maximiser la production et rester compétitif.

Avec l'avènement de la Business Intelligence (BI), les managers ont à leur portée, depuis plusieurs années, une manière pratique d'organiser leurs données pour en retirer des indicateurs sur leurs entreprises et leur marché. Le but étant d'avoir à leur disposition des éléments clairs et fiables pour prendre des décisions qui aboutissent à des effets positifs. Mais ils se heurtent à quelques difficultés, qui rendent les indicateurs plus complexes.

En effet depuis quelques années, les données prennent une importance croissante, à tel point que de nos jours, les données sont devenues une valeur marchande. Les entreprises ont à leur disposition une grande quantité de données dispersées et multifformes qui n'arrêtent pas d'accroître. (Archimag univers data, 2015).

De plus ils font face à des enjeux de plus en plus complexes, notamment à cause de la mondialisation qui rend le secteur encore plus concurrentiel avec un besoin de plus en plus prégnant d'obtenir un avantage concurrentiel. Il est hors de question d'être en retard par rapport aux autres, et de ne pas savoir correctement anticiper les menaces et les opportunités.

Pour obtenir un avantage concurrentiel, les entreprises vont de plus en plus loin dans la recherche et la définition des indicateurs, métriques de performance pour surveiller au mieux les opérations.

Définir un indicateur en BI se résume souvent à définir une fonction d'agrégation (le décompte de lignes, la somme, la moyenne, le maximum, et le minimums des valeurs) sur une colonne. Malheureusement, ceci ne permet pas d'aller très loin dans l'analyse et par conséquent, ne permet pas d'obtenir un avantage concurrentiel. Alors quand on a à disposition des outils plus poussés capables de faire des prédictions plus fines et précises tels que la Machine Learning, la Big Data..., des simples indicateurs ne suffisent plus. D'où le besoin de définir des indicateurs plus complexes qui font l'objet de ce mémoire.

Nous pouvons définir un indicateur complexe de performance comme une agrégation de plusieurs indicateurs de performance (clés ou non) en un seul indicateur dont la fonction de définition ne se résume pas à une simple fonction d'agrégation sur une ou plusieurs colonnes. Un indicateur est complexe, si l'algorithme qui permet de le calculer est complexe.

1.2. Problématique et question

Au vu du problème cité dans le point précédent, il est donc pertinent de s'intéresser à la complexité des indicateurs. Un indicateur complexe, comme son nom l'indique, implique de nombreuses difficultés dans sa conception et dans son calcul. (Daddis, 2011)

Pour mesurer par exemple l'impact du développement durable dans une entreprise sur les performances de celle-ci, un indicateur de performance complexe peut être défini. On pourrait l'appeler « Sustainability Development Indicator ». En utilisant des méthodes de statistiques multivariées, des méthodes d'analyses numériques, des méthodes de scoring,... on engloberait un ensemble d'indicateurs clés de performance (environ une cinquantaine) de plusieurs types selon leur poids en un seul indicateur de performance complexe appelé « Sustainability Development Indicator ». (Daddis, 2011)

Afin d'aider les entreprises dans la formalisation et la mise en place de bons indicateurs de performance complexes, il convient de se poser un certain nombre de questions :

1. Comment peut-on définir un indicateur de performance complexe ?
2. Comment peut-on définir de manière théorique la complexité d'un indicateur de performance?
3. Comment peut-on mesurer/quantifier la complexité d'un indicateur de performance ?
4. L'application de la complexité algorithmique aux indicateurs de performance est-elle appropriée ?
5. Quel est l'apport de la connaissance de la définition d'un indicateur de performance complexe et de sa mesure à l'entreprise ?

L'objectif de ce mémoire est d'aider à répondre à ces cinq questions.

Avant de répondre à ces différentes questions, il est nécessaire de définir et expliquer chaque terme qui compose notre question de recherche ; qu'est-ce qu'un indicateur de performance, comment est-il conçu, comment est-il calculé, comment peut-on définir la complexité, pouvons-nous appliquer la complexité des algorithmes aux indicateurs de performance, comment mesurer la complexité, comment différencier deux indicateurs de performance n'ayant pas la même complexité,... Le but étant de poser le cadre théorique. Enfin une mise en pratique de ces notions sera réalisée dans la partie pratique.

La méthodologie qui a été élaborée est détaillée au chapitre 2.

1.3. Contribution suggérée

La complexité des indicateurs de performance est un sujet très peu voire pas du tout abordé à l'heure actuel (comme expliqué dans le chapitre 2 de ce mémoire). La documentation traitant du sujet est faible voire inexistante. Ce mémoire va contribuer à enrichir la discussion sur la complexité des indicateurs. Apporter un éclaircissement, une base à toute personne s'intéressant au sujet (que ce soit un manager, un étudiant écrivant un mémoire sur la complexité des indicateurs de performance ou une personne lambda cherchant de la documentation).

Ensuite en quantifiant les indicateurs de performance selon leur complexité, les managers ont un moyen d'anticiper cette difficulté. En effet s'il est possible de prendre un indicateur de performance, et de mesurer à quel point celui-ci est complexe, les managers auront à leur disposition un outil permettant d'anticiper les difficultés dû à la complexité d'un indicateur de performance.

De plus si les caractéristiques, les risques et les avantages des indicateurs de performance complexes sont définis, les managers peuvent éviter des mauvaises surprises et avoir une idée de la charge du travail qu'ils entreprennent.

Imaginez la situation suivante à titre d'illustration:

Un manager doit mettre en place une mesure de la performance durable de son entreprise. Etant donné que la performance de la durabilité est un concept multidimensionnel et qu'une simple fonction d'agrégation ne suffit pas à la définir vu qu'elle dépend de plusieurs indicateurs de performances clés non seulement financiers mais aussi non-financiers (environnement, social et gouvernance d'entreprise), une réflexion sur les ressources (humaines, méthodologiques,...) à prévoir pour mettre en place cet indicateur de performance complexe est nécessaire.

Le mémoire permettra d'anticiper la complexité d'un indicateur de performance et de pouvoir agir en conséquence.

Chapitre 2

Méthodologie

Avant de rentrer dans le détail de l'analyse, il y a lieu de faire un point précis sur la méthodologie de travail appliquée dans ce mémoire.

Ce mémoire est divisé en 2 parties : une partie théorique, qui va aborder les notions théorique de base sur les indicateurs de performance et sur la complexité algorithmique, et une autre partie plus pratique qui aura pour but de conforter les hypothèses.

Dans la partie théorique, il est important de poser les bases du concept d'indicateur de performance. Une fois ces bases posées, nous allons discuter de l'impact de la complexité sur les indicateurs de performance.

Ensuite il s'agira de faire un tour de différentes littératures sur la complexité et de faire un choix sur la complexité qui peut s'appliquer au mieux aux indicateurs de performance. Malheureusement il n'existe pas de littérature, au moment où ce mémoire est écrit, sur la complexité des indicateurs de performance. Nous nous sommes donc tournés vers la théorie de la complexité plus précisément celle de la complexité algorithmique pour construire notre revue de la littérature. Une fois la complexité abordée, dans chaque partie de ce chapitre nous expliquerons pourquoi chaque point théorique est important à considérer dans le cadre des indicateurs de performance.

Pourquoi avoir choisi la théorie de la complexité algorithmique? Tout d'abord la théorie de la complexité s'intéresse à l'étude formelle de la difficulté des problèmes en informatique. Un domaine partagé avec les indicateurs de performance, en effet ce terme fait son apparition avec les outils d'analyse, de reporting et de décisionnel qu'on retrouve dans la Business Intelligence ou Informatique décisionnel en français. (Granger, 2020)

De plus dans le calcul d'un indicateur de performance, il existe toujours un algorithme optimal qui permet de le faire de la meilleure manière.

Enfin, un indicateur de performance complexe demande un algorithme plus complexe pour sa mise en place (mesure, calcul,...), ce qui lie sa complexité à la complexité de son algorithme.

Dans la partie pratique, une preuve de faisabilité sur un indicateur complexe en matière de développement durable (Corporate Sustainable Value) sera passée en revue. Nous allons montrer que cet indicateur de performance complexe est conforme à la théorie avancée dans la première partie. Cet indicateur complexe est construit sur base de plusieurs indicateurs clés de performance dans les domaines de l'environnement, du social et de la gouvernance d'entreprise pour déterminer le niveau de développement durable d'une entreprise, et permettre aux investisseurs de pouvoir faire le choix d'investir dans une entreprise propre et respectant l'environnement.

Première partie

Partie théorique

Chapitre 3

Indicateurs de performance

Peter Ferdinand Drucker, le père fondateur du management moderne, disait la phrase suivante : « Ce qui peut être mesuré peut être amélioré. ». (Veyrat, 2019)

Pour pouvoir améliorer les performances des processus métiers d'une entreprise et de bien les gérer, il est donc important de définir des indicateurs de performance et de pouvoir les mesurer.

En générale, dans la littérature, on parle souvent de l'acronyme KPI. Cet acronyme correspond aux termes anglais « Key Performance Indicator », ou en français, « Indicateurs clés de performance ».

Ce chapitre abordera le sujet des indicateurs de performance (IP) en général et non des indicateurs clés de performance (KPI) qui sont un cas particulier des IP.

Une fois ces indicateurs de performance introduits, nous nous attacherons à discuter l'impact de la complexité des indicateurs sur ces différentes parties.

3.1. Que sont les indicateurs de performance et à quoi servent-ils ?

Les indicateurs de performance sont des outils d'aide à la gestion d'entreprise qui font partie d'un processus plus vaste de suivi et d'amélioration des processus.

Ce sont des outils de gestion largement utilisés par les entreprises du monde entier pour mesurer et évaluer les performances de leurs processus et les gérer de la manière la plus efficace et la plus efficiente possible, afin d'atteindre les buts et objectifs préalablement définis par l'entreprise. (Veyrat, 2019)

Ces outils peuvent être quantitatifs ou qualitatifs, ce qui signifie que, en fonction de l'intention du responsable et des types d'indicateurs de performance choisis, ils peuvent autant évaluer quantitativement les processus que qualitativement leur exécution. (Veyrat, 2019)

En plus d'être de puissants outils de gestion des processus, les indicateurs de performance sont également d'excellents vecteurs de communication dans l'entreprise. En effet, quel que soit le niveau hiérarchique de la personne impliquée dans le processus, les développements réalisés lui seront facilement communiqués. (Veyrat, 2019)

3.2. Méthodologie pour la définition d'un Indicateur de Performance ?

Selon le site simplekpi.com (2020), l'élaboration d'indicateurs de performance significatifs qui permettent de suivre et de visualiser clairement les performances nécessite une certaine planification. Chaque indicateur de performance doit répondre à un objectif spécifique de l'entreprise et fournir des informations précises en temps utile pour évaluer les progrès accomplis dans la réalisation des objectifs.

Pour l'essentiel, la création d'indicateur de performance efficace revient à comprendre les aspirations de l'entreprise en utilisant un processus clair et structuré d'élaboration des indicateurs de performance.

Voici comment créer un indicateur de performance :

1. **Etablir un objectif clair.** Indiquez clairement et en termes simples l'objectif de l'indicateur de performance. Cela permet, lors de la consultation de l'indicateur de performance, d'interpréter les données dans le bon contexte.
2. **Décrire les critères de réussite.** Quel sera l'objectif ? Est-il réalisable ? Quand devrait-il être atteint ? Et comment les améliorations seront-ils contrôlés ? Les objectifs doivent être réalistes, les changements apportés aux processus opérationnels prennent du temps à mettre en œuvre. Dans les premières étapes du suivi des IP, il est préférable de se concentrer sur des objectifs à long terme avec un suivi à moyen terme.
3. **Recueillir les données.** Examinez la disponibilité et l'exactitude des données. Les données peuvent être disponibles automatiquement à partir des systèmes existants ou cachées dans des rapports et des bases de données. Toutes ces données devront être rassemblées à intervalles réguliers pour faire l'objet d'un rapport dans un lieu central.
4. **Élaborer la formule des indicateurs de performance.** Certains IP ne contiennent qu'une seule mesure ou un seul paramètre. Cependant, la plupart reposent sur une combinaison regroupée sous une seule formule calculée. Par exemple, un IP qui mesure la productivité en termes de recettes par machine ressemblerait à ceci : Revenu total divisé par le nombre total de machines. Construisez des formules et créez des calculs avec des données de test pour voir si les résultats sont ceux que vous attendez.
5. **Présenter les indicateurs de performance.** Pour communiquer efficacement les indicateurs de performance, les données doivent être traduites en des éléments visuels compréhensibles, tels que des graphiques et des tableaux. Les tableaux de bord pour les indicateurs de performance opérationnels ou les rapports pour les indicateurs de performance stratégiques constituent un moyen pratique de créer, de suivre et de diffuser les indicateurs de performance. (SimpleKPI.com)

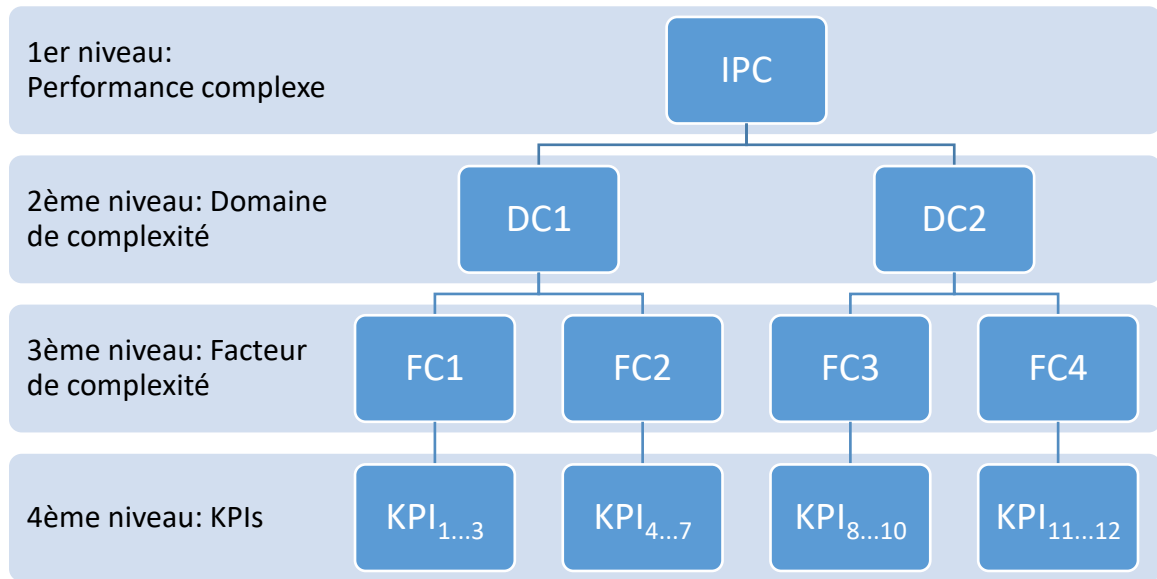
En outre, à mesure que les objectifs de l'entreprise changent, il sera nécessaire de revoir périodiquement les indicateurs de performance pour les ajuster, les modifier ou les remplacer si nécessaire.

3.3. Impact de la complexité

Lorsque les processus sont complexes et que des indicateurs de performance de plusieurs types sont nécessaires pour suivre ces processus, ces indicateurs de performance peuvent être agrégés, selon une certaine pondération et des méthodes complexes (statistiques, Big data, Machine Learning...), en un seul indicateur complexe de performance.

Contrairement à un indicateur de performance simple, un indicateur de performance complexe a une structure hiérarchique (Docekalová, Kocmanová, 2015) (Figure 1) :

Figure 1 : Structure hiérarchique d'un indicateur de performance complexe.



- Le niveau le plus élevé (premier niveau) est l'indicateur de performance complexe.
- Le niveau le plus bas (quatrième niveau : KPIs) est composé de tous les indicateurs de performance clés qui composent l'indicateur de performance complexe.
- Le deuxième niveau composé des domaines faisant partis du concept multidimensionnel de l'indicateur de performance complexe (domaine de complexité).
- Le troisième niveau (facteurs de complexité): Les indicateurs de performance clés d'un domaine de complexité peuvent être regroupé en facteur de complexité, c'est-à-dire qu'un domaine de complexité peut avoir un ou plusieurs facteurs de complexité.

Un indicateur de performance complexe est un indicateur composite qui fait intervenir d'autres indicateurs (KPIs ou non) dans sa structure. Cela entraîne une certaine complexité dans sa conception et dans la collecte de données pour son calcul. (Docekalová, Kocmanová, 2015)

Son concept multidimensionnel est mis en lumière dans sa structure hiérarchique. Cette dernière montre les interdépendances entre l'indicateur de performance complexe, ses domaines de complexités, les facteurs de complexités et les indicateurs simples (KPIs ou non) qui le composent. (Docekalová, Kocmanová, 2015)

Dans son calcul, le poids de chaque indicateur de performance (KPIs ou non), ou chaque facteur de performance, qui le compose doit être pris en compte.

Sa fonction d'agrégation est soit :

- Une fonction d'agrégation additive : somme des indicateurs de performance pondérés ou une somme des facteurs de performance pondérés ;

- Une fonction d'agrégation géométrique : un produit des indicateurs de performance (ou facteurs de performance) exposant leur pondération respective. (Docekalová, Kocmanová, 2015)

3.4. Performance : notion subjective ?

La performance est une notion subjective au regard de sa perception, de la nécessité d'un référentiel et du degré de complexité à la mesurer.

Pourquoi s'intéresser à ces 3 notions dans le cadre du mémoire ? Ce sont des notions partagées entre la complexité et les indicateurs de performance. En effet la complexité est aussi une notion subjective, dépendant de la perception et du référentiel. Il est important de comprendre cela pour la suite. Nous allons définir une manière de calculer la complexité. Mais chaque entreprise aura sa définition de la complexité. Prenons l'exemple de la satisfaction clientèle, les entreprises vendant des biens et services peuvent penser que cet indicateur est facile car il s'agit par exemple d'évaluer les ventes d'un semestre à un autre alors que les hôpitaux trouveront qu'il s'agit d'un indicateur complexe parce qu'il est difficile à quantifier ou encore les données sont difficile à recueillir.

- La définition et l'interprétation de la performance d'une organisation contient toujours une part d'arbitraire non seulement elle change selon l'identité des acteurs concernés (c'est à dire autant ceux qui évaluent que ceux qui sont évalués) mais aussi de leur position dans l'organisation, de leur préoccupation particulières... (Voyer, 2005, p.88) Par exemple, un administrateur de l'état sera plus sensible aux résultats d'impacts sociaux, politiques et économiques. Alors que le gestionnaire d'une organisation privilégiera l'efficacité dans l'utilisation des ressources et ensuite l'efficacité. (Voyer, 2005, p.88)
- Non seulement elle est une notion subjective mais la performance peut aussi être une question de perception. Un journal Américain avait publié de données de risques ajustés de mortalité comparée entre hôpitaux pointant littéralement du doigt les «bons» ou «mauvais» établissements. Mais en Pennsylvanie cependant une étonnante proportion de consommateurs continue à faire confiance aux «mauvais» hôpitaux, chacun étant convaincu que «son» médecin, lui, est «bon».(Voyer, 2005, p.88).
- Et enfin elle est aussi une question de référentiel. L'exemple de la mesure de la satisfaction du client illustre très bien ce point. Beaucoup d'entreprises ont pour objectif de performance : "la satisfaction du client" et ils se basent sur ce critère pour fixer leur objectif de qualité de service et de satisfaction. (Voyer, 2005, p.88) Cela n'est pas mauvais car l'attention est portée sur les résultats, mais très limité si on se sert uniquement de cette mesure de rétroaction sur la performance. La satisfaction des besoins du client point de vue producteur peut énormément différer de la satisfaction que le client ressent réellement à l'égard du producteur et du produit. (Voyer, 2005, p.88)
- De plus c'est une notion complexe à mesurer parce qu'elle se base sur des perceptions plus ou moins quantifiables et changeantes d'un service à un autre. Si les violons ne sont pas accordés, la définition de la performance peut être tributaire entre celui qui évalue et celui qui est évalué. Selon leur position dans l'organisation, leurs

préoccupations particulières, leurs fonctions, leur discipline de formation et leurs caractéristiques personnelles ou de groupe, la définition et l'interprétation peuvent différer. (Voyer, 2005, p.88)

Par exemple: L'analyste se sentira principalement concerné par l'efficacité des processus d'opération et de gestion...Alors que le haut-dirigeant s'intéressera à la mesure pondérée d'éléments organisationnels, stratégiques et politiques liant les capacités de l'organisation aux exigences de l'environnement. (Voyer, 2005, p.88)

Il se peut aussi que certains indicateurs de performances, en partant de notre définition, entrent dans la catégorie de ce qui sont simples mais que ces indicateurs soient perçus comme complexes pour ces personnes (et inversement). Ce qui sera tout à fait normale, non seulement à cause de la notion subjective de la complexité mais aussi du fait que celle-ci dépend de tellement d'éléments. Dans ce mémoire nous avons cité quelques un tel que le temps nécessaire, l'espace mémoire nécessaire, la méthodologie de recueil des données, l'élaboration de la formule, (voir 3.3 comment créer un indicateur de performance)...

Chapitre 4

La théorie de la complexité algorithmique

Avant de traiter de la complexité des indicateurs de performance, il convient de traiter un certain nombre de point théoriques sur la complexité algorithmique elle-même. Dans le chapitre 5, nous aborderons l'application de la théorie de la complexité algorithmique aux indicateurs de performance.

Ce chapitre commencera par une définition du concept de complexité algorithmique, et terminera par une étude du comportement asymptotique des fonctions, qui permettra de classer les complexités préalablement calculées.

4.1. Généralités sur la complexité

Cette partie introduit la notion de complexité algorithmique, sorte de quantification de la performance d'un algorithme.

4.1.1. But d'un calcul de complexité

L'objectif premier d'un calcul de complexité algorithmique est de pouvoir comparer l'efficacité d'algorithmes résolvant le même problème. Dans une situation donnée, cela permet donc d'établir lequel des algorithmes disponibles est le plus optimal. (GODEFROY, 2019)

Pour, par exemple, trier une liste de nombres, est-il préférable d'utiliser un tri fusion ou un tri à bulles ? Ce type de question est primordial, car pour des données volumineuses la différence entre les durées d'exécution de deux algorithmes ayant la même finalité peut être de l'ordre de plusieurs jours. (GODEFROY, 2019)

Pour faire cela, il faut chercher à estimer la quantité de ressources utilisée lors de l'exécution d'un algorithme. Les règles à utiliser, pour comparer et évaluer les algorithmes, devront respecter certaines contraintes très naturelles. On requerra principalement qu'elles ne soient pas tributaires des qualités d'une machine ou d'un choix de technologie. (GODEFROY, 2019)

En particulier, cela signifiera que ces règles seront indépendantes des facteurs suivants :

- du langage de programmation utilisé pour l'implémentation.
- du processeur de l'ordinateur sur lequel sera exécuté le code.
- de l'éventuel compilateur employé.

Il faut donc effectuer des calculs sur l'algorithme en lui-même, dans sa version "papier". Les résultats de ces calculs fourniront une estimation du temps d'exécution de l'algorithme, et de la taille mémoire occupée lors de son fonctionnement. (GODEFROY, 2019)

4.1.2. Les deux types de complexité

On distinguera deux sortes de complexité, selon que l'on s'intéresse au temps d'exécution ou à l'espace mémoire occupé.

- **Complexité en temps :** Réaliser un calcul de complexité en temps revient à décompter le nombre d'opérations élémentaires (affectation, calcul arithmétique ou logique, comparaison...) effectuées par l'algorithme. Pour rendre ce calcul réalisable, on émettra l'hypothèse que toutes les opérations élémentaires sont à égalité de coût. En pratique ce n'est pas tout à fait exact mais cette approximation est cependant raisonnable. On pourra donc estimer que le temps d'exécution de l'algorithme est proportionnel au nombre d'opérations élémentaires. (GODEFROY, 2019)
- **Complexité en espace :** La complexité en espace est quant à elle liée à la taille de la mémoire nécessaire pour stocker les différentes structures de données utilisées lors de l'exécution de l'algorithme. (GODEFROY, 2019)

4.1.3. De quoi est fonction la complexité ?

La complexité d'un algorithme va naturellement être fonction de la taille des données passées en paramètres. Cette dépendance est logique, plus ces données seront volumineuses, plus il faudra d'opérations élémentaires pour les traiter.

Par exemple, pour un algorithme de tri cette taille sera le nombre de valeurs à trier.

On supposera de plus que les algorithmes n'ont qu'une donnée, dont la taille (n) est nécessairement un entier naturel. La complexité en temps d'un algorithme sera donc une fonction de n dans \mathbf{R}^+ . Nous la noterons en général T (pour Time).

Souvent la complexité dépendra aussi de la donnée en elle-même et pas seulement de sa taille. En particulier la façon dont sont réparties les différentes valeurs qui la constituent.

Imaginons par exemple que l'on effectue une recherche séquentielle d'un élément dans une liste non triée. Le principe de l'algorithme est simple, on parcourt un par un les éléments jusqu'à trouver, ou pas, celui recherché. Ce parcours peut s'arrêter dès le début si le premier élément est « le bon ». Mais on peut également être amené à parcourir la liste en entier si l'élément cherché est en dernière position, ou même n'y figure pas. Le nombre d'opérations élémentaires effectuées dépend donc non seulement de la taille de la liste, mais également de la répartition de ses valeurs.

Cette remarque conduit à préciser un peu la définition de la complexité en temps. En toute rigueur, on devra en effet distinguer trois formes de complexité en temps :

- la complexité dans le meilleur des cas : c'est la situation la plus favorable, qui correspond par exemple à la recherche d'un élément situé à la première position d'une liste, ou encore au tri d'une liste déjà triée.
- la complexité dans le pire des cas : c'est la situation la plus défavorable, qui correspond par exemple à la recherche d'un élément dans une liste alors qu'il n'y figure pas, ou encore au tri par ordre croissant d'une liste triée par ordre décroissant.
- la complexité en moyenne : on suppose là que les données sont réparties selon une certaine loi de probabilités.

On calculera le plus souvent la complexité dans le pire des cas, car elle est la plus pertinente. Il vaut mieux en effet toujours envisager le pire.

Lors d'un calcul de complexité en moyenne, on utilise en général une loi uniforme, c'est-à-dire que l'on suppose que tous les tirages de données se font avec la même probabilité. Les calculs qui en résultent sont souvent complexes, nous ne nous attarderons pas sur ce sujet. (GODEFROY, 2019)

4.2. Comportement asymptotique des fonctions de référence

Donner un résultat précis de la complexité d'un algorithme est inutile est impossible. Que la complexité soit égale à $4n+2$ ou $3n+4$ ne change pas radicalement sa performance. On va donc plutôt se préoccuper de la complexité asymptotique, qui sera une estimation du nombre d'opération élémentaires. Ce qui permettra d'avoir des calculs gérables sans perdre en pertinence.

Le but de cette partie va être de comparer les complexités calculées avec des fonctions de référence (puissance, logarithme, exponentielle, etc.). Il faudra préalablement introduire quelques notations classiques des études de fonctions.

4.2.1. Notations asymptotiques

Dans cette sous-partie, on présume que les fonctions observées sont définies sur N et à valeur dans \mathbf{R}_+ .

Il ne s'agit pas d'une contrainte dans ce contexte car les fonctions exprimant une complexité sont obligatoirement positives.

Les définitions ci-dessous vont nous aider à comparer le comportement à l'infini de deux fonctions définies sur N . De manière plus précise, il s'agit des conditions pour certifier qu'une fonction en domine une autre, ou est du même ordre de grandeur ou encore est équivalente. (GODEFROY, 2019)

4.2.2. Notion de grand O (ou Borne supérieur asymptotique)

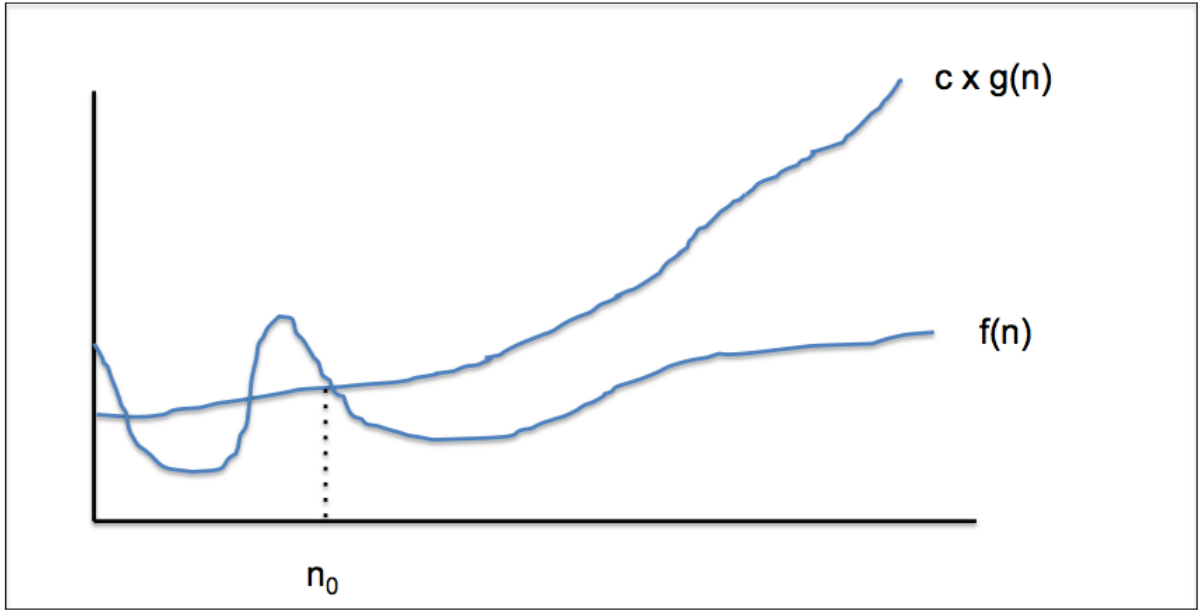
On dit qu'une fonction f est un grand O d'une fonction g si et seulement si

$$\exists c > 0, \exists n_0 > 0 \text{ tel que } \forall n > n_0, f(n) < c \times g(n)$$

On notera alors que $f(n) = O(g(n))$.

Cela signifie qu'à partir d'un certain rang la fonction f est majorée par une constante fois la fonction g . Il s'agit donc dans une situation de domination de la fonction f par la fonction g . (GODEFROY, 2019)

Figure 2 : Interprétation graphique de la notion de grand O



A partir du rang n_0 , la courbe de f est au-dessous de celle de c fois g .

Quelques propriétés :

1. Soit g une fonction de \mathbb{R}_+ dans \mathbb{R}_+ . Nous avons :

$$\forall d \in \mathbb{R}_+^*, O(d \cdot g) = O(g)$$

2. Soient f et g deux fonctions de \mathbb{R}_+ dans \mathbb{R}_+ . L'addition est effectuée en prenant la valeur maximale :

$$O(f) + O(g) = O(f + g) = O(\max(f, g))$$

3. Soient f et g deux fonctions de \mathbb{R}_+ dans \mathbb{R}_+ . Nous avons :

$$O(f) \cdot O(g) = O(f \cdot g)$$

4.2.3. Notion de grand oméga (ou Borne inférieure asymptotique)

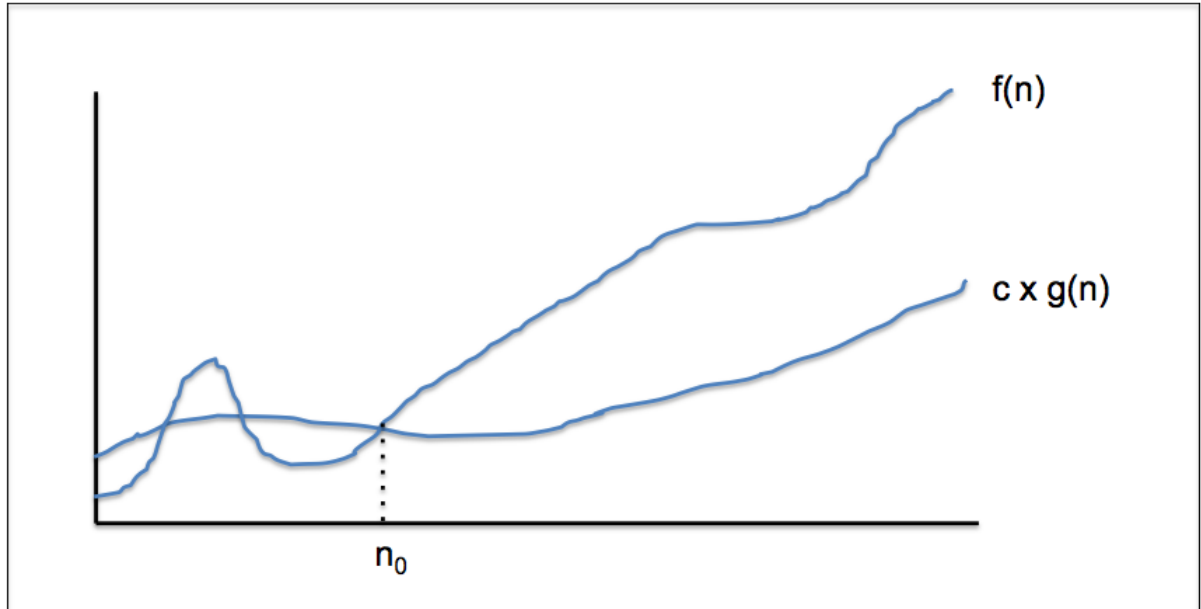
On dit qu'une fonction f est un grand Oméga d'une fonction g si et seulement si

$$\exists c > 0, \exists n_0 > 0 \text{ tel que } \forall n > n_0, c \times g(n) < f(n)$$

On note alors que $f(n) = \Omega(g(n))$.

Dans ce cas-ci il s'agit d'une situation de domination de la fonction g par f . A partir d'un certain rang la fonction f est minorée par une constante fois la fonction g . (GODEFROY, 2019)

Figure 3 : Interprétation graphique de la notion de grand Oméga



A partir du rang n_0 , la courbe de f est au-dessus de celle de c fois g .

La notation O est comme un grand sac, qui permet de ranger ensemble des nombres d'opérations différents, mais qui ont le même ordre de grandeur. Par exemple, des algorithmes effectuant environ n opérations, $2*n+5$ opérations ou $n/2$ opérations ont tous la même complexité : on la note $O(n)$ (lire "grand O de n "). De même, un algorithme en $(2*n^2 + 3*n + 5)$ opérations aura une complexité de $O(n^2)$: on néglige les termes $3*n$ et 5 qui sont de plus petits degrés que $2n^2$, donc croissent moins vite. (GODEFROY, 2019)

4.2.4. Notion de grand Thêta (ou Borne asymptotique)

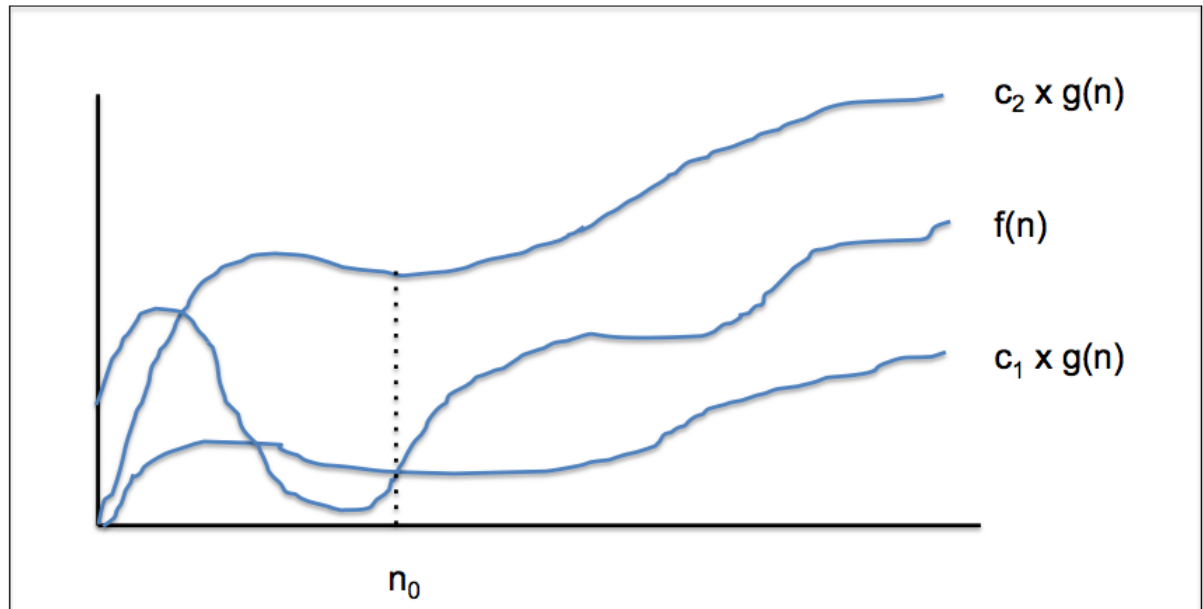
On dit qu'une fonction f est un grand *Thêta* d'une fonction g si et seulement si

$$\exists c_1 > 0, \exists c_2 > 0, \exists n_0 > 0 \text{ tel que } \forall n > n_0, c_1 \times g(n) < f(n) < c_2 \times g(n)$$

On note alors $f(n) = \theta(g(n))$.

Cette situation combine les deux précédentes, à partir d'un certain rang la fonction f est encadrée par des multiples de la fonction g . Cela signifie que les fonctions f et g sont du même ordre de grandeur. (GODEFROY, 2019)

Figure 4 : Interprétation graphique de la notion de grand Thêta



A partir du rang n_0 la fonction f est encadrée par des multiples de la fonction g .

4.2.5. Notion d'équivalence

On dit qu'une fonction f est équivalente à une fonction g si et seulement si

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{f(n)}{g(n)} = 1$$

On note alors que $f(n) \sim g(n)$.

Cette notion est plus forte que celle de grand *Thêta*, en effet non seulement les fonctions sont du même ordre de grandeur mais leur quotient tend vers 1.

4.3. Croissance des fonctions de référence

Quelques résultats permettant de comparer entre elles les fonctions de référence, à savoir les fonctions logarithme, exponentielle et puissance, seront énoncés.

Cette première propriété stipule que toutes les fonctions logarithmes sont du même ordre de grandeur.

1. Comparaison des fonctions logarithmes :

Soient a, b éléments de \mathbb{R} tels que $a > 1$ et $b > 1$. Alors, $\log_a(n) = \theta(\log_b(n))$.

La formule suivante, due au mathématicien écossais James Stirling (1692-1770), montre la très forte vitesse de croissance vers plus l'infini de la fonction factorielle.

2. Croissance de la fonction factorielle

On a : $\sqrt{2\pi n} \cdot \left(\frac{n}{e}\right)^n$

3. Croissances comparées

Considérons les fonctions

$f_1(n) = 1$, $f_2(n) = \log(n)$, $f_3(n) = n$, $f_4(n) = n \times \log(n)$, $f_5(n) = n^2$, $f_6(n) = n^3$, $f_7(n) = 2^n$ et $f_8(n) = n!$.

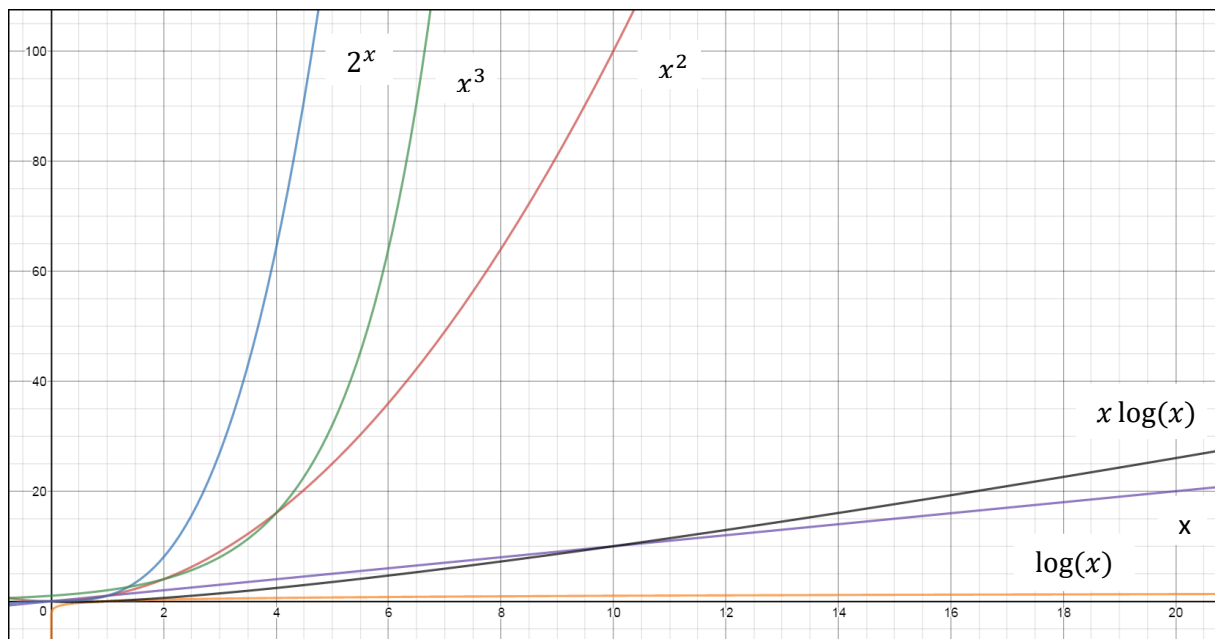
Elles sont classées de telle sorte que $\forall i \in \{1, \dots, 7\}, f_i(n) = O(f_{i+1}(n))$

Autre formulation, chacune de ces fonctions est un *grand O* de la fonction suivante.

Il est inutile de préciser la base du logarithme dans le résultat précédent puisque toutes les fonctions logarithmes sont du même ordre de grandeur.

Pour bien fixer les idées sur le comportement de ces fonctions, le tracé de leurs courbes est représenté dans la figure 5.

Figure 5 : Représentation graphique des fonctions de référence



Du « bas vers le haut », on a les fonctions $\log(x)$, x , $x \log(x)$, x^2 , x^3 , 2^x

4.4. Classes de complexité

Les complexités algorithmiques à calculer vont être écrites comme des *grands O* ou *grand Theta* de fonctions de référence. Ce qui permettra de les classer.

Des algorithmes faisant partie d'une même classe vont être considérés comme de complexité équivalente. Ce qui signifie qu'ils ont la même efficacité.

Le tableau 1 suivant récapitule les complexités de référence :

Tableau 1 : Classes de complexité

O	Type de complexité
$O(1)$	Constant
$O(\log(n))$	Logarithmique
$O(n)$	Linéaire
$O(n \times \log(n))$	Quasi-linéaire
$O(n^2)$	Quadratique
$O(n^3)$	Cubique
$O(n^p)$	Polynomiale (avec $p \in \mathbb{N}, p > 3$)
$O(c^n)$	Exponentiel (avec $c \in \mathbb{N}, c \geq 2$)
$O(n!)$	Factoriel

(GODEFROY, 2019)

Chapitre 5

La théorie de la complexité algorithmique appliquée aux indices de performance

Ce chapitre va aborder l'application du concept de complexité algorithmique au cas des indices de performance.

Cette application est rendue possible parce que chaque indice de performance a un algorithme qui permet de le calculer.

5.1. Définition de la complexité d'un indicateur de performance

La complexité d'un indicateur de performance est celle de l'algorithme qui le calcule.

Comme nous le verrons dans le point suivant (5.3.), un indicateur de performance est dit complexe, s'il appartient au moins à la classe de complexité quasi-linéaire.

5.2. But de calcul de la complexité d'un indicateur de performance

Le calcul de la complexité d'un indicateur de performance a pour but de trouver la classe de complexité de l'algorithme qui permet de le calculer.

Dans ce cas, contrairement à la complexité algorithmique, l'objectif premier d'un calcul de complexité d'un indicateur de performance n'est pas de pouvoir comparer l'efficacité d'algorithmes le calculant. L'objectif n'est pas d'établir lequel des algorithmes disponibles est le plus optimal. Nous supposons que l'algorithme que nous avons est déjà optimal. L'objectif premier est de trouver la classe de complexité de l'algorithme qui permet de calculer l'indicateur de performance et de pouvoir statuer sur la complexité de cet indicateur de performance calculé.

5.3. Classes de complexité d'un indicateur de performance

Les complexités des indicateurs de performance qui seront calculés vont aussi être exprimées comme des grand O ou grand Thêta de fonctions de références. Cela permettra de les classer.

Des indicateurs de performance appartenant à une même classe seront alors considérés comme de complexité équivalente.

On dit qu'un indice de performance appartient à la classe de complexité P (complexité polynomiale) si l'algorithme le calculant appartient à la classe P.

9 classes de complexités de référence ont été données au chapitre 4 (voir tableau 1).

Un indicateur de performance qui appartient aux classes de complexité suivantes, n'est pas complexe :

- Complexité constant
- Complexité logarithmique
- Complexité linéaire

5.4. Mesure de la complexité d'un indicateur de performance

Avant de commencer, rappelons l'hypothèse de base : *comme pour la complexité algorithmique, toutes les opérations élémentaires sont à égalité de coût*. Cela permet donc d'affirmer que le temps d'exécution est proportionnel au nombre de ces opérations élémentaires.

Comme la mesure de la complexité algorithmique, pour calculer la complexité de l'indicateur de performance, il suffit :

- de dénombrer le nombre d'opérations successives que possède l'algorithme qui sert à calculer la valeur de l'indicateur de performance. Il ne faut pas perdre de vue les structures de contrôle, les structures conditionnelles, les structures itératives et les structures récursives.
- d'exprimer le nombre obtenu en fonction de n (la taille des données à l'entrée).
- d'exprimer la fonction de n trouvée en notation asymptotique grand O
- la dernière expression nous donne la classe de complexité de l'indicateur de performance.

Seconde Partie

Preuve de faisabilité

Chapitre 6

Un indicateur Complexe $SESG_{VA}$

Nous examinons dans cette section un indice de performance complexe qui permet de mesurer la contribution des entreprises au développement durable.

Dans un premier temps, nous allons présenter cet indice de performance complexe à travers les deux modèles qui permettent son calcul (le modèle SVA et le modèle $SESG_{VA}$ qui est juste une amélioration du modèle SVA). (Figge & Hahn, 2002)

Ensuite dans le chapitre 7, nous utiliserons l'algorithme de calcul du modèle $SESG_{VA}$ pour montrer la complexité de cet indicateur de performance en nous basant sur les principes de la partie théorique.

6.1. Présentation de l'indicateur $SESG_{VA}$

Le modèle $SESG_{VA}$ a été mis en place pour mesurer la valeur durable d'une entreprise, ce qui permettait d'évaluer de manière complexe la contribution de l'environnement, du social et de la gouvernance d'entreprise à la création de valeur. (Docekalová, Kocmanová, 2018).

Le modèle $SESG_{VA}$ est une version améliorée du modèle SVA (Sustainable Value Added) qui est en fait le modèle de la valeur ajoutée durable auquel on a ajouté la contribution de l'environnement, du social et de la gouvernance d'entreprise. Le modèle $SESG_{VA}$ se fonde donc sur les points forts du modèle SVA original et en corrige les faiblesses. (Docekalová, Kocmanová, 2018).

Le concept du modèle $SESG_{VA}$ repose sur l'hypothèse que tous les indicateurs ESG n'ont pas le même impact sur la durabilité et c'est pourquoi des pondérations sont attribuées aux indicateurs individuellement. Le modèle $SESG_{VA}$ est destiné aux propriétaires, investisseurs et autres parties prenantes d'une entreprise, pour les aider à prendre des décisions et à évaluer la durabilité. L'inclusion des facteurs ESG signifie que les forces et les faiblesses des entreprises peuvent être plus facilement identifiées et permet d'avoir une vision plus large de l'entreprise que les méthodes unidimensionnelles basées uniquement sur leurs performances économiques. (Docekalová, Kocmanová, 2018).

6.1.1. Objectifs de l'indicateur $SESG_{VA}$:

- Evaluer la durabilité des entreprises
- Mesurer la valeur durable d'une entreprise en comparaison avec un benchmark
- Permettre aux investisseurs de pouvoir évaluer la valeur durable des entreprises dans lesquelles ils veulent investir

- Permettre aux administrations publiques de mettre en place un système de récompenses pour les entreprises qui participent de manière positive au développement durable et de sanctions pour les mauvais élèves.

6.1.2. Critères de réussite

SESG_{VA} étant la différence entre l'efficacité d'une entreprise à celle d'un benchmark, cette valeur doit être positive pour les entreprises plus efficaces que le benchmark. Pour celles dont la valeur est négative, elles devront encore faire plus d'effort pour être positives efficace. (Kocmanová, Docekalová, Škapa & Smolíková 2016).

6.1.3. Récolte des données

A. Les indicateurs de performance durable en input I_{ESGi}

Il existe de nombreuses normes internationales pour mettre en œuvre et certifier différents indicateurs de performance pour :

- accroître l'efficacité des entreprises et la satisfaction des clients (ISO 9000:2015),
- améliorer les efforts de gestion environnementale comme ISO 14001:2015 et EMAS (EMAS 2014),
- évaluer et traiter efficacement les responsabilités sociales comme ISO 26000 : 2010 (ISO 26000 : 2014) et
- gérer la santé et la sécurité au travail (ISO 45001 : 2016).

Selon ces normes, différents cadres sont créés pour l'évaluation de la durabilité. Récemment, les cadres les plus utilisés pour l'établissement de rapports sur le développement durable sont les suivants :

- Global Reporting Initiatives (GRI) (lignes directrices G4, 2013),
- Sustainability Assessment of Food and Agriculture (SAFA) (lignes directrices SAFA, 2013) et
- DVFA framework pour les indicateurs clés de performance pour l'environnement, le social et la gouvernance d'entreprise (ESG 3.0, 2010).

Le tableau 2 décrit brièvement ces cadres.

Tableau 2. Cadres pour la mesure de la durabilité des entreprises

Organisation	Manuels	Description
Global Reporting Initiatives	Lignes directrices GRI G4 : Manuel des Principes de Reporting et d'Informations Standard et de mise en œuvre.	Élaboration d'un cadre complet, crédible et transparent pour l'établissement de rapports sur la durabilité, quels que soient la taille, le secteur ou l'emplacement de l'organisation étudiée. Leur vision est celle d'une économie mondiale durable dans laquelle les organisations gèrent leurs impacts ESG et leurs performances économiques de manière responsable, et rendent compte de manière transparente.

Organisation des Nations Unies sur pour l'alimentation et l'Agriculture (FAO)	Cadre d'évaluation de la durabilité du système agricole et alimentaire	Un cadre global holistique désigné pour l'évaluation de la durabilité tout au long des chaînes de valeur de l'alimentation et de l'agriculture. Ce cadre peut être appliqué aux PME et aux grandes entreprises et organisations. La vision directrice du cadre SAFA est que les systèmes alimentaires et agricoles du monde entier sont caractérisés par quatre dimensions de la durabilité : la bonne gouvernance, l'intégrité environnementale, la résilience économique et le bien-être social.
DVFA Société des professionnels de l'investissement en Allemagne en conjonction avec l'EFFAS	Indicateurs clés de performance pour les questions environnementales, sociales et de gouvernance 3.0	Il fournit un cadre crédible et transparent pour l'établissement de rapports de durabilité, adapté à toutes les entités, quels que soient leur taille, leur champ d'application et leur forme juridique ; il a été spécialement conçu pour les sociétés cotées en bourse et les émetteurs d'obligations. Les informations, les données, les processus et les compétences attribuées nécessaires à la préparation des rapports ESG doivent être enregistrés, analysés, documentés et divulgués de manière à pouvoir résister à un audit ou à un examen interne et externe.

B. Les indicateurs de performance économique en output I_{Ecoi}

I_{Ecoi} - Indicateurs économiques		
Output 1 – Modèle A_{EBIT}	Output 2 – Modèle B_{EAT}	Output 3 – Modèle C_{EVA}
I_{Eco1} - Bénéfice avant intérêts et impôts (EBIT) [EUR]	I_{Eco2} - Bénéfice après impôt (EAT) [EUR]	I_{Eco3} - Valeur ajoutée économique (EVA) [EUR]

6.1.4. Formule de calcul ((Kocmanová and Co., 2016).

$$SESG_{VA} = En_{VA} + Soc_{VA} + Cg_{VA} \quad (1)$$

$$En_{VA} = \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} \left(\frac{I_{Ecoi}}{I_{Enr}} - \frac{I_{Ecoi}^*}{I_{Enr}^*} \right) I_{Enr} \quad (2)$$

$$Soc_{VA} = \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} \left(\frac{I_{Ecoi}}{I_{Socr}} - \frac{I_{Ecoi}^*}{I_{Socr}^*} \right) I_{Socr} \quad (3)$$

$$Cg_{VA} = \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} \left(\frac{I_{Ecoi}}{I_{Cgr}} - \frac{I_{Ecoi}^*}{I_{Cgr}^*} \right) I_{Cgr} \quad (4)$$

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \neq 0 \\ I_{Ecoi}, & x = 0 \end{cases}, \text{ où } x = \left(\frac{I_{Ecoi}}{I_{ESGr}} - \frac{I_{Ecoi}^*}{I_{ESGr}^*} \right) I_{ESGr}$$

$$SESG_{VA} = \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} x \quad (5)$$

Où

En_{VA} Valeur environnementale de l'entreprise

Soc_{VA} Valeur sociale de l'entreprise

Cg_{VA} Valeur de la gouvernance de l'entreprise

R Nombre total des ressources considérées

ω_{Nr} Poids standardisé du r-ème indicateur I_{ESGr}

I_{Ecoi} Output économique de l'entreprise

I_{Ecoi}^* Output économique du benchmark

I_{Enr} Ressources environnementales de l'entreprise

I_{Enr}^* Ressources environnementales du benchmark

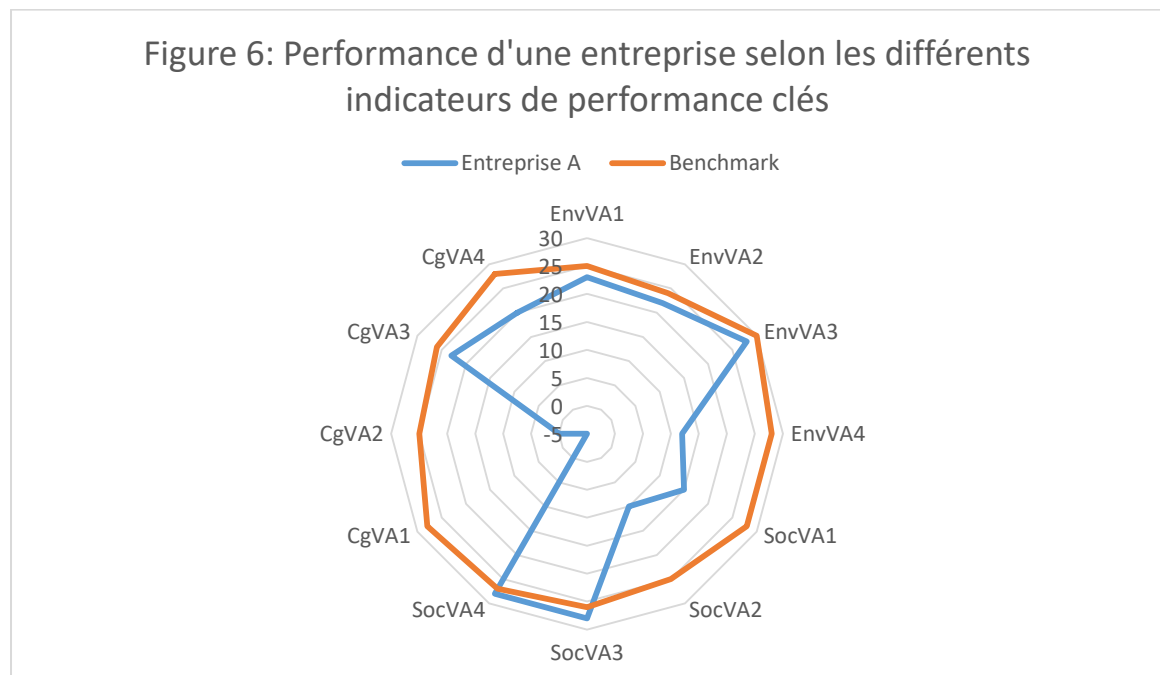
I_{Socr} Ressources sociales de l'entreprise

I_{Socr}^* Ressources sociales du benchmark

I_{Cgr} Ressources de gouvernance d'entreprise de la société

I_{Cgr}^* Ressources de gouvernance d'entreprise du benchmark

6.1.5. Graphiques ((Docekalová, Kocmanová, 2016).



6.2. Mesure de l'indicateur $SESG_{VA}$

6.2.1. Approche théorique de la Valeur Durable

Le modèle de la valeur durable (SV) est basé sur le concept défini par Figge et Hahn, et repose sur la théorie du capital et des coûts d'opportunité. Étant donné qu'il existe n différentes formes de capital, la valeur durable créée par l'entreprise peut être calculée comme suit:

$$SV = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{y}{x_i} - \frac{y^*}{x_i^*} \right) x_i \quad (6)$$

Où :

SV est la valeur durable de l'entreprise

n est le nombre de formes de capitale considérées.

y est la valeur ajoutée (output) de l'entreprise

y^* est la valeur ajoutée (output) du benchmark

x_i est le montant du capital i utilisé par l'entreprise

x_i^* est le montant du capital i utilisé du benchmark

y^*/x_i^* est le coût d'opportunité

Dans le modèle SVA, les ressources x_i considérées sont : Émissions de CO_2 [t], émissions de CH_4 [t], émissions de SO_2 [t], émissions de NO_x [t], émissions de CO [t], les particules en suspension PM_{10} [t] et les accidents du travail [nombre].

Il faut reconnaître que ce modèle de mesure de la SV est imparfait et ne dit pas si l'entreprise est durable ; il indique seulement si elle utilise ses ressources d'une manière plus durable que le benchmark. On reproche à ce modèle d'utiliser un benchmark arbitraire pour déterminer l'éco-efficacité d'une entreprise et d'être basé sur une simple moyenne de valeurs ajoutées. (Docekalová, Kocmanová, 2018).

6.2.2.Méthode de calcul

Le modèle $SESG_{VA}$ est basé sur les points forts du modèle SVA et est étendu notamment pour inclure les pondérations des indicateurs de performance, la maximisation des indicateurs sociaux et de gouvernance d'entreprise, et les moyens d'établir des objectifs (benchmarks) en utilisant les méthodes d'Analyse par enveloppement des données (Data envelopment analysis DEA).

La méthodologie pour la détermination des modèles $SESGVA$ est divisée en quatre étapes :

- Sélection et réduction des indicateurs ESG par l'analyse factorielle.
- Attribution de poids à un ensemble réduit d'indicateurs ESG.
- Définition de valeurs de benchmark.
- Calcul de l'indicateur $SESG_{VA}$ suivant l'indicateur output économique choisi (EBIT, EAT ou EVA). (Docekalová, Kocmanová, 2018)

A. Sélection et réduction des indicateurs ESG

Dans le modèle SVA, on ne tient compte que des indicateurs qui diminuent la valeur du résultat de l'entreprise. Ces indicateurs sont négatifs et doivent être minimisés. Cela peut être considéré comme une faiblesse du modèle de la valeur ajoutée qui ne contient pas d'indicateurs définissant positivement la durabilité de l'entreprise et, en même temps, ne contient pas non plus d'indicateurs dans le domaine de la gouvernance d'entreprise, c'est-à-dire qu'il omet le quatrième pilier de la durabilité de l'entreprise. Pour cette raison, la maximisation des indicateurs de gouvernance d'entreprise et sociaux a été incluse dans le modèle $SESG_{VA}$.

25 indicateurs de performance absolus I_{ESGi} ont été identifiés (Annexe A), qui ont ensuite été réduits à 12 indicateurs de performance I_{ESGi} en utilisant des méthodes statistiques unidimensionnelles et multidimensionnelles (analyse factorielle exploratoire EFA et analyse factorielle confirmatoire CFA). Le tableau 1 montre un total de 12 indicateurs de performance I_{ESGi} , après réduction. Avant l'EFA et le CFA, les échelles de l' I_{ESGi} étaient modifiées de sorte que des valeurs plus élevées signifient de meilleurs résultats. (Docekalová, Kocmanová, 2016)

B. Attribution de poids aux indicateurs ESG

La raison de la modification du modèle SVA était l'une de ses faiblesses qui suppose que tous les indicateurs participent de manière égale à la valeur ajoutée. C'est la façon la plus simple de traiter l'attribution des poids et d'attribuer le même poids à tous les indicateurs. L'attribution d'un poids égal suppose que chaque indicateur contribue de manière égale à la création de valeur, mais dans la réalité des entreprises, ce n'est souvent pas le cas. Une approche plus précise est recommandée pour déterminer les poids exacts, à savoir des méthodes objectives, une approche d'expert ou des méthodes subjectives. Étant donné que le modèle de valeur durable est fortement influencé par le choix des indicateurs de performance environnementale, sociale et de gouvernance d'entreprise (I_{ESGi}) utilisés et les pondérations qui leur sont attribuées, cette approche spécifique peut conduire à une tentative d'influencer des approches purement statistiques. Il est souvent recommandé l'approche des experts car, les pondérations qui sont attribuées uniquement sur la base d'une approche exacte ne reflètent pas nécessairement les relations réelles entre les indicateurs.

Afin de déterminer les poids, on peut appliquer l'attribution de poids sur le base de l'approche exacte utilisant les scores des facteurs de la méthode d'analyse en composantes principales (PCA).

Afin de déterminer les pondérations, on peut aussi appliquer l'approche d'expert qui semble être plus appropriée compte tenu du nombre réduit d'indicateurs, car elle ne diminue pas la résolution capacité du répondant.

Les pondérations des indicateurs de performance I_{ESGi} expriment en valeurs numériques leur importance pour la durabilité de l'entreprise. Plus l'importance de l'indicateur pour la durabilité est élevée, plus la valeur de son poids est aussi élevée. Des questionnaires ont été envoyés à un groupe de 40 experts dans des entreprises manufacturières sélectionnées et il leur a été demandé d'attribuer des pondérations aux différents indicateurs de performance I_{ESGi} dans les domaines de l'environnement, du sociale, et de la gouvernance d'entreprise. Les experts ont exprimé leur opinion sur la base d'une échelle de notation de 1 à 10.

Docekalová, Kocmanová ont utilisé la méthode de notation pour estimer le poids des indicateurs. Les experts ont attribué la valeur b_i au i -ème indicateur de performance I_{ESGi} sur l'échelle $< 0 ; 10 >$. Plus l'importance de l' I_{ESGi} pour le décideur est élevée, plus la note est élevée. Le poids de l' i -ème indicateur est calculé selon la formule de l'équation (7) :

$$\omega_i = \frac{b_i}{\sum_{i=1}^k b_i} \quad (7)$$

La somme des nombres b_i au dénominateur est la somme de k nombres naturels.

Les poids ω_i sont normalisés dans l'équation (8) :

$$\sum_{i=1}^k \omega_{Ni} = 1 \quad (8)$$

pour $i = 1, \dots, k$

(Docekalová, Kocmanová, 2016)

C. Fixer des valeurs de benchmark

Le benchmarking est un élément fondamental du modèle $SESG_{VA}$. Dans le modèle SVA, les auteurs Figge et Hahn, utilisent les mêmes valeurs cibles générales pour toutes les entreprises qui sont dérivées des résultats de l'économie nationale.

Les valeurs cibles du modèle $SESG_{VA}$ ont été déterminées à l'aide de l'analyse par l'enveloppement des données (DEA) par le modèle additif Slack Based Measure.

L'avantage d'utiliser la DEA pour établir les valeurs cibles est le fait que les valeurs cibles sont fixées spécifiquement pour chaque entreprise. L'inconvénient de cette approche est que les résultats sont définis par rapport aux autres entreprises de l'échantillon étudié et que la méthode est donc sensible au type d'entreprises qui font partie de l'échantillon. Un autre inconvénient qui limite l'application pratique de cette approche est qu'il est nécessaire d'obtenir des données d'un grand nombre d'entreprises, ce qui est difficile dans une situation où les entreprises ne publient pas de données ou les publient sous différents formats, ce qui rend difficile une comparaison entre entreprises.

Étant donné les limites de la méthode DEA pour la détermination des benchmarks, d'autres approches seront appliquées. Les indicateurs de performance I_{ESGi} font l'objet d'un benchmark par rapport:

- I. aux valeurs d'une entreprise dite fictive ;
- II. à la moyenne du secteur ;
- III. aux valeurs d'une entreprise ayant les meilleurs résultats économiques ; et,
- IV. aux valeurs d'une entreprise avec des résultats économiques moyens.

L'évaluation des entreprises en fonction de leur distance par rapport à *l'entreprise fictive (idéale)* est une approche appliquée dans l'analyse multicritère des variantes. L'entreprise dite fictive est le plus souvent une entreprise hypothétique qui atteint les meilleures valeurs possibles dans tous les critères. Pour l'application de cette approche dans le contexte de la durabilité.

Lorsque l'on compare les valeurs avec *la moyenne de l'industrie*, les valeurs cibles sont fixées au niveau des valeurs moyennes d'un groupe d'entreprises, séparément pour chaque indicateur. Cela crée une analogie avec l'entreprise fictive, mais avec les valeurs moyennes de tous les I_{ESGi} . Une autre approche consiste à identifier une entreprise particulière qui atteint les valeurs moyennes de l'indicateur économique sélectionné et à comparer les indicateurs de performance I_{ESGi} avec les valeurs de l'entreprise de référence identifiée.

L'entreprise qui affiche les meilleurs résultats économiques devrait être désignée comme un leader représentant la meilleure pratique. Dans le cas de cette approche de benchmarking, il est important de s'assurer que nous n'identifions pas une entreprise qui obtient des résultats économiques élevés au détriment de la durabilité. (Docekalová, Kocmanová, 2016).

D. Calcul de l'indicateur $SESG_{VA}$ selon le modèle A_{EBIT} ou selon le modèle B_{EAT} ou selon le modèle C_{EVA}

Suivant l'indicateur de performance économique choisi (EBIT, EAT ou EVA), le calcul de l'indicateur de performance complexe $SESGVA$ se fera par une des méthodes d'agrégation ci-dessous :

- La méthode d'agrégation additive qui est basée sur la somme des sous-indicateurs pondérés et standardisés.

$$SESG_{VA} = \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} x_r \quad (9)$$

- La méthode d'agrégation géométrique qui définit l'indicateur agrégé comme étant le produit des sous-indicateurs individuels exposant de la valeur de pondération correspondant.

$$SESG_{VA} = \prod_{r=1}^R x_r^{\omega_{Nr}} \quad (10)$$

$$\text{Avec} \quad \sum_{r=1}^R \omega_{Nr} = 1 \quad (11)$$

et

$$f(x) = \begin{cases} x_r, & x_r \neq 0 \\ I_{Ecoi}, & x_r = 0 \end{cases}, \text{ où } x_r = \left(\frac{I_{Ecoi}}{I_{ESGr}} - \frac{I_{Ecoi}^*}{I_{ESGr}^*} \right) I_{ESGr}$$

pour $r = 1, \dots, R$

(Docekalová, Kocmanová, 2016).

Chapitre 7

Mesure de la complexité de l'indicateur $SESG_{VA}$

7.1 Introduction

Maintenant que nous avons présenté l'indicateur de performance complexe $SESG_{VA}$, nous allons nous atteler à déterminer la complexité de cet indicateur $SESG_{VA}$. Notre but n'est pas de calculer la valeur de cet indicateur $SESG_{VA}$, mais d'en déterminer sa complexité pour permettre aux gestionnaires de prendre tout une série de mesure adéquate dès qu'ils se trouvent en présence d'un tel indicateur complexe.

Dans le calcul de la valeur de l'indicateur $SESG_{VA}$ interviennent les fonctions statistiques suivantes :

- L'analyse factorielle exploratoire (EFA)
- L'analyse factorielle confirmatoire (CFA)
- L'analyse en composante principale (PCA)
- L'analyse par enveloppement des données (DEA)

Pour calculer la complexité de cet indicateur, il faut calculer la complexité de chaque fonction individuellement, puis prendre la complexité la plus élevée.

En plus il nous a été difficile de disposer de données réelles lors de notre calcul. Nous avons donc utilisé des données générées aléatoirement.

Le calcul de la complexité va se faire sur base de l'hypothèse (non démontrée) suivante : nous admettons que la complexité des fonctions statistiques en générale et des machines Learning est de la forme $O(n^\alpha p^\beta)$, où n est le nombre de lignes de données et p est le nombre de colonnes ou de fonctionnalités (dans notre cas, le nombre d'indicateurs I_{ESGi}).

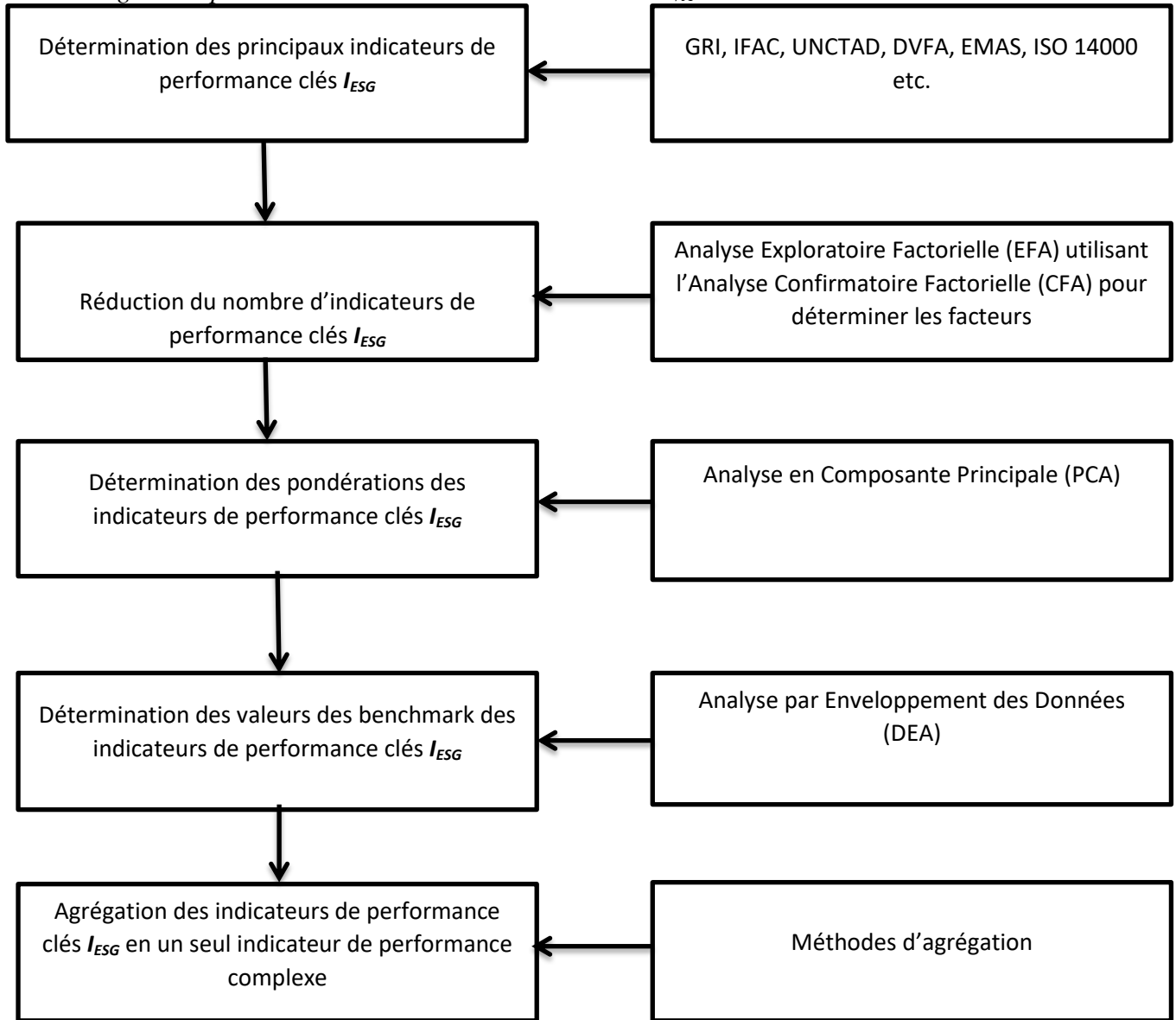
Le calcul consistera à déterminer α et β par la méthode de la régression linéaire, après avoir enregistré les temps mis pour que les fonctions puissent s'exécuter en variant le n et le p .

Etant donné que nos calculs sont basés sur la variation de n et de p , la génération aléatoire de données s'impose sur les fichiers particuliers de données.

7.2 Détermination de la complexité de chaque fonction individuellement

7.2.1 Processus de calcul

Le processus de calcul de l'indicateur $SESG_{VA}$ peut être schématisé comme suit :

Figure 7 : processus de calcul de l'indicateur $SESG_{VA}$ 

Pour les 4 fonctions qui vont nous permettre de déterminer la complexité de l'indicateur de performance complexe $SESG_{VA}$, nous faisons l'hypothèse que la complexité est de l'ordre de

$$O(n^\alpha p^\beta)$$

α et β seront déterminés par une régression linéaire étant donné que nous connaissons : le temps en fonction de n et de p , n, p

$$n^\alpha p^\beta = T(n, p) \leftrightarrow \alpha \log n + \beta \log p = \log T(n, p)$$

Cette régression linéaire permettra de trouver α et β .

Comment mesurer ?

- Ecrire une classe ***Complexity_Evaluator*** en python qui nous permet d'évaluer la complexité d'un algorithme implémenté en python. Le bout de code suivant permet de calculer le temps en secondes :

```
start_time = time.time()
df = random_data_generator(nrow, ncol)
model.fit(df)
elapsed_time = time.time() - start_time

result = {"N": nrow, "P": ncol, "Time": elapsed_time}
```

- Profiter du package ***sklearn*** pour pouvoir évaluer certaines fonctions de Machine Learning. Dans notre cas, seules les fonctions Analyse en Composante Principale ***PCA*** et Analyse Exploratoire Factorielle ***FactorAnalysis*** (EFA) sont implémentées dans ***sklearn***.

```
from sklearn.decomposition import PCA, FactorAnalysis
```

- Importer le module ***factor-analyzer*** dans lequel sont implémenté ***FactorAnalyzer*** (EFA) et le ***ConfirmatoryFactorAnalyzer*** (CFA).

```
from factor_analyzer import FactorAnalyzer, ConfirmatoryFactorAnalyzer
```

- Ecrire une classe ***DEA*** pour le DEA
- Evaluer α et β par la régression linéaire

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

Données utilisées pour le test

Pour pouvoir avoir plusieurs données de test, elles ont été générées de manière aléatoire, en s'assurant que ces derniers répondent aux conditions de chaque fonction :

- Pour EFA

```
def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,8, size=(n, p))
```

- Pour PCA

```
def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,8, size=(n, p))
```

- Pour CFA

- Pour utiliser le CFA, l'utilisateur doit déclarer d'avance un modèle de spécification :

```
model_spec = ModelSpecificationParser.parse_model_specification_from_dict(
    df_features, model_dict)
```

- Ce modèle de spécification est basé sur un modèle dictionnaire

```
model_dict = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3"],
              "F2": ["Q4", "Q5", "Q6"]}
```

- La méthode utilisée pour générer de manière aléatoire les données est :

```
def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,8, size=(n, p))
```

- Pour DEA

```
def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,500, size=(n, p))
```

7.2.2 Analyse Exploratoire Factorielle

```
# Import the required modules
import pandas as pd
import sklearn.datasets
from factor_analyzer import FactorAnalyzer
import matplotlib.pyplot as plt
import time
import math
from sklearn.decomposition import PCA
from sklearn.linear_model import LinearRegression

class ComplexityEvaluator:

    def __init__(self, nrow_samples, ncol_samples):
        self._nrow_samples = nrow_samples
        self._ncol_samples = ncol_samples

    def _time_samples(self, model, random_data_generator):
        rows_list = []
        for nrow in self._nrow_samples:
            for ncol in self._ncol_samples:

                start_time = time.time()
                df = random_data_generator(nrow, ncol)
                model.fit(df)
                elapsed_time = time.time() - start_time

                result = {"N": nrow, "P": ncol, "Time": elapsed_time}
                rows_list.append(result)

        return rows_list

    def Run(self, model, random_data_generator):
        data = pd.DataFrame(self._time_samples(model, random_data_generator))
        print(data)
        data = data.applymap(math.log)
        linear_model = LinearRegression(fit_intercept=True)
        linear_model.fit(data[["N", "P"]], data[["Time"]])
        return linear_model.coef_
```


Première Evaluation :

```

analyser_models =[FactorAnalyzer(), PCA()]
names = ["FactorAnalyzer", "PCA"]

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

i = 0
for model in analyser_models:
    res = complexity_evaluator.Run(model, random_data_generator)[0]
    print(names[i] + ' | ' + str(round(res[0], 2)) +
          ' | ' + str(round(res[1], 2)))
    i = i + 1

```

Résultat de la Première évaluation : $\alpha = -0.24$ $\beta = 1.55$ (voir Annexe D1)

Deuxième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la deuxième évaluation : $\alpha = -0.03$ $\beta = 1.73$ (voir Annexe D2)

Troisième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la troisième évaluation : $\alpha = 0.03$ $\beta = 1.68$ (voir Annexe D3)

Quatrième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la quatrième évaluation : $\alpha = 0.07$ $\beta = 1.69$ (voir Annexe D4)

Cinquième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la cinquième évaluation : $\alpha = 0.08$ $\beta = 1.69$ (voir Annexe D5)

Sixième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la sixième évaluation : $\alpha = 0.12$ $\beta = 1.63$ (voir Annexe D6)

Septième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la septième évaluation : $\alpha = 0.08$ $\beta = 1.61$ (voir Annexe D7)

Huitième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 35000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la huitième évaluation : $\alpha = 0.11$ $\beta = 1.61$ (voir Annexe D8)

Conclusion sur la complexité de l'EFA :

Ne tenant pas compte des valeurs négatives, nous pouvons estimer que la fonction EFA est de complexité, avec $\alpha = 0.08$ et $\beta = 1.65$ (α et β sont les moyennes des différentes valeurs positives calculées):

$$O(n^{0.08}p^{1.65})$$

7.2.3 Analyse Confirmatoire Factorielle

```
import pandas as pd
import numpy as np
from factor_analyzer import (ConfirmatoryFactorAnalyzer,
                             ModelSpecificationParser)

import time
import math
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

```

class ComplexityEvaluator:

    def __init__(self, nrow_samples, ncol_samples):
        self._nrow_samples = nrow_samples
        self._ncol_samples = ncol_samples

    def _time_samples(self, model, random_data_generator, get_model_dict):
        rows_list = []
        for nrow in self._nrow_samples:
            for ncol in self._ncol_samples:
                start_time = time.time()
                model_dict = get_model_dict(ncol)
                df = random_data_generator(nrow, ncol)
                model_spec = ModelSpecificationParser.
                    parse_model_specification_from_dict(df, model_dict)
                model = ConfirmatoryFactorAnalyzer(model_spec, disp=False)
                model.fit(df)
                elapsed_time = time.time() - start_time
                result = {"N": nrow, "P": ncol, "Time": elapsed_time}
                rows_list.append(result)
        return rows_list

    def Run(self, model, random_data_generator, get_model_dict):
        data = pd.DataFrame(self._time_samples(model,
                                                random_data_generator, get_model_dict))

        print(data)
        data = data.applymap(math.log)
        linear_model = LinearRegression(fit_intercept=True)
        linear_model.fit(data[["N", "P"]], data[["Time"]])
        return linear_model.coef

```

```

def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,8, size=(n, p))

```

```

model_dict5 = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3"],
               "F2": ["Q4", "Q5"]}

model_dict10 = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3", "Q4", "Q5"],
                "F2": ["Q6", "Q7", "Q8", "Q9", "Q10"]}

model_dict20 = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3", "Q4", "Q5"],
                "F2": ["Q6", "Q7", "Q8", "Q9", "Q10"],
                "F3": ["Q11", "Q12", "Q13", "Q14", "Q15"],
                "F4": ["Q16", "Q17", "Q18", "Q19", "Q20"]}

model_dict30 = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3", "Q4", "Q5"],
                "F2": ["Q6", "Q7", "Q8", "Q9", "Q10"],
                "F3": ["Q11", "Q12", "Q13", "Q14", "Q15"],
                "F4": ["Q16", "Q17", "Q18", "Q19", "Q20"],
                "F5": ["Q21", "Q22", "Q23", "Q24", "Q25"],
                "F6": ["Q26", "Q27", "Q28", "Q29", "Q30"]}

model_dict40 = {"F1": ["Q1", "Q2", "Q3", "Q4", "Q5"],
                "F2": ["Q6", "Q7", "Q8", "Q9", "Q10"],
                "F3": ["Q11", "Q12", "Q13", "Q14", "Q15"],
                "F4": ["Q16", "Q17", "Q18", "Q19", "Q20"],
                "F5": ["Q21", "Q22", "Q23", "Q24", "Q25"],
                "F6": ["Q26", "Q27", "Q28", "Q29", "Q30"],
                "F7": ["Q31", "Q32", "Q33", "Q34", "Q35"],
                "F8": ["Q36", "Q37", "Q38", "Q39", "Q40"]}

```

```

def get_model_dict(p):
    if p == 5:
        return model_dict5
    elif p == 10:
        return model_dict10
    elif p == 20:
        return model_dict20
    elif p == 30:
        return model_dict30
    elif p == 40:
        return model_dict40
    elif p == 50:
        return model_dict50
    elif p == 100:
        return model_dict100
    elif p == 150:
        return model_dict150
    elif p == 200:
        return model_dict200
    elif p == 250:
        return model_dict250

```

Première évaluation :

```

analyser_models =[ConfirmatoryFactorAnalyzer()]
names = ["ConfirmatoryFactorAnalyzer"]
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

model = ConfirmatoryFactorAnalyzer()
res = complexity_evaluator.Run(model, random_data_generator, get_model_dict)[0]
print(names[0] + ' | ' + str(round(res[0], 2)) + ' | ' + str(round(res[1], 2)))

```

Résultat de la Première évaluation : $\alpha = -0.11$ $\beta = 1.48$ (voir Annexe E1)

Deuxième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la deuxième évaluation : $\alpha = 0.01$ $\beta = 1.44$ (voir Annexe E2)

Troisième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la troisième évaluation : $\alpha = -0.08$ $\beta = 1.5$ (voir Annexe E3)

Quatrième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la quatrième évaluation : $\alpha = -0.04$ $\beta = 1.48$ (voir Annexe E4)

Cinquième évaluation :

```

complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000],
[5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])

```

Résultat de la cinquième évaluation : $\alpha = -0.01$ $\beta = 1.52$ (voir Annexe E5)

Sixième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la sixième évaluation : $\alpha = -0.08$ $\beta = 1.46$ (voir Annexe E6)

Septième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la septième évaluation : $\alpha = -0.02$ $\beta = 1.51$ (voir Annexe E7)

Huitième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator(
    [500, 1000, 2000, 5000, 10000, 15000, 20000, 25000, 30000, 35000],
    [5, 10, 20, 30, 40, 50, 100, 150, 200, 250])
```

Résultat de la huitième évaluation : $\alpha = -0.07$ $\beta = 1.53$ (voir Annexe E8)

Conclusion de la complexité du CFA :

Avec $\alpha = 0.01$ et $\beta = 1.49$ (les valeurs moyennes positives), la complexité du CFA est de

$$O(n^{0.01}p^{1.49})$$

7.2.4 Analyse en Composante Principale

Pour le PCA, on utilise le même code que pour l'EFA :

Résultat de la Première évaluation : $\alpha = -0.01$ $\beta = 0.83$ (voir Annexe F1)

Résultat de la deuxième évaluation : $\alpha = 0.77$ $\beta = 1.2$ (voir Annexe F2)

Résultat de la troisième évaluation : $\alpha = 0.82$ $\beta = 1.18$ (voir Annexe F3)

Résultat de la quatrième évaluation : $\alpha = 0.88$ $\beta = 1.12$ (voir Annexe F4)

Résultat de la cinquième évaluation : $\alpha = 0.9$ $\beta = 1.1$ (voir Annexe F5)

Résultat de la sixième évaluation : $\alpha = 0.88$ $\beta = 1.12$ (voir Annexe F6)

Résultat de la septième évaluation : $\alpha = 0.91$ $\beta = 1.11$ (voir Annexe F7)

Résultat de la huitième évaluation : $\alpha = 0.89$ $\beta = 1.13$ ((voir Annexe F8)

Conclusion de la complexité du PCA :

Avec $\alpha = 0.86$ et $\beta = 1.14$ (valeurs moyennes positives), la complexité du PCA est de :

$$O(n^{0.86}p^{1.14})$$

7.2.5 Analyse par Enveloppement des Données

```
# Import the required modules
import pandas as pd
import numpy as np
import time
import math
from scipy.optimize import fmin_slsqp
from sklearn.linear_model import LinearRegression
```

```
# Complexity Evaluator Class
class ComplexityEvaluator:

    def __init__(self, nrow_samples, ncol_samples):
        self._nrow_samples = nrow_samples
        self._ncol_samples = ncol_samples

    def _time_samples(self, model, random_data_generator):
        rows_list = []
        for nrow in self._nrow_samples:
            for ncol in self._ncol_samples:
                start_time = time.time()
                df1 = random_data_generator(ncol, nrow)
                df2 = random_data_generator(ncol, nrow)
                model = DEA(df1, df2)
                model.fit()
                elapsed_time = time.time() - start_time
                result = {"N": nrow, "P": ncol, "Time": elapsed_time}
                rows_list.append(result)

        return rows_list

    def Run(self, model, random_data_generator):
        data = pd.DataFrame(self._time_samples(model, random_data_generator))
        print(data)
        data = data.applymap(math.log)
        linear_model = LinearRegression(fit_intercept=True)
        linear_model.fit(data[["N", "P"]], data[["Time"]])
        return linear_model.coef_
```

```

# Data Envelopment Analysis Class
class DEA(object):

    def __init__(self, inputs, outputs):
        # supplied data
        self.inputs = inputs
        self.outputs = outputs

        # parameters
        self.n = inputs.shape[0]
        self.m = inputs.shape[1]
        self.r = outputs.shape[1]

        # iterators
        self.unit_ = range(self.n)
        self.input_ = range(self.m)
        self.output_ = range(self.r)

        # result arrays
        self.output_w = np.zeros((self.r, 1), dtype=np.float) # output weights
        self.input_w = np.zeros((self.m, 1), dtype=np.float) # input weights
        self.lambdas = np.zeros((self.n, 1), dtype=np.float) # unit efficiencies
        self.eta = np.zeros_like(self.lambdas) # thetas

    def __efficiency(self, unit):
        # compute efficiency
        denominator = np.dot(self.inputs, self.input_w)
        numerator = np.dot(self.outputs, self.output_w)
        return (numerator/denominator)[unit]

```



```

def __target(self, x, unit):
    in_w, out_w, lambdas = x[:self.m], x[self.m:(self.m+self.r)],
    x[(self.m+self.r):] # unroll the weights
    denominator = np.dot(self.inputs[unit], in_w)
    numerator = np.dot(self.outputs[unit], out_w)
    return numerator/denominator

def __constraints(self, x, unit):
    in_w, out_w, lambdas = x[:self.m], x[self.m:(self.m+self.r)],
    x[(self.m+self.r):] # unroll the weights
    constr = [] # init the constraint array
    # for each input, lambdas with inputs
    for input in self.input_:
        t = self.__target(x, unit)
        lhs = np.dot(self.inputs[:, input], lambdas)
        cons = t*self.inputs[unit, input] - lhs
        constr.append(cons)
    # for each output, lambdas with outputs
    for output in self.output_:
        lhs = np.dot(self.outputs[:, output], lambdas)
        cons = lhs - self.outputs[unit, output]
        constr.append(cons)
    # for each unit
    for u in self.unit_:
        constr.append(lambdas[u])

    return np.array(constr)

```

```

def __optimize(self):
    d0 = self.m + self.r + self.n
    # iterate over units
    for unit in self.unit_:
        # weights
        x0 = np.random.rand(d0) - 0.5
        x0 = fmin_slsqp(self.__target, x0,
                       f_ieqcons=self.__constraints, args=(unit,))
        # unroll weights
        self.input_w, self.output_w, self.lambdas = x0[:self.m],
        x0[self.m:(self.m+self.r)], x0[(self.m+self.r):]
        self.entropy[unit] = self.__entropy(unit)

```

```

def fit(self):
    self.__optimize() # optimize
    return self.entropy

```

```

def random_data_generator(n,p):
    return np.random.randint(2,500, size=(n, p))

```

Première évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([200,300,500], [5,10,15])
names=["DEA"]
model = DEA(df1, df2)
res = complexity_evaluator.Run(model, random_data_generator)[0]
print(names[0] + ' | ' + str(round(res[0], 2)) + ' | ' + str(round(res[1], 2)))
```

Résultat de la Première évaluation : $\alpha = 2.46$ $\beta = 1.1$ (voir Annexe G1)

Deuxième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([200,300,500,600], [5,10,15,20])
names=["DEA"]
model = DEA(df1, df2)
res = complexity_evaluator.Run(model, random_data_generator)[0]
print(names[0] + ' | ' + str(round(res[0], 2)) + ' | ' + str(round(res[1], 2)))
```

Résultat de la deuxième évaluation : $\alpha = 2.68$ $\beta = 1.12$ (voir Annexe G2)

Troisième évaluation :

```
complexity_evaluator = ComplexityEvaluator([200,300,500,600,1000], [5,10,15,20])
names=["DEA"]
model = DEA(df1, df2)
res = complexity_evaluator.Run(model, random_data_generator)[0]
print(names[0] + ' | ' + str(round(res[0], 2)) + ' | ' + str(round(res[1], 2)))
```

Résultat de la troisième évaluation : $\alpha = 2.73$ $\beta = 1.23$ (voir Annexe G3)

Conclusion de la complexité du DEA :

Avec $\alpha = 2.62$ et $\beta = 1.15$ (valeurs moyennes positives), la complexité du DEA est de

$$O(n^{2.62}p^{1.15})$$

7.2.6 Complexité de l'indicateur SESG_{VA}

La complexité de l'indicateur SESG_{VA} est donnée par la somme des complexités des 4 fonctions (EFA, CFA, PCA et DEA):

$$O(n^{0.08}p^{1.65}) + O(n^{0.01}p^{1.49}) + O(n^{0.86}p^{1.14}) + O(n^{2.62}p^{1.15})$$

En vertu de la propriété de l'addition (l'addition est effectuée en prenant la valeur maximale) :

$$O(f) + O(g) = O(f + g) = O(\max(f, g))$$

$$O(n^{0.08}p^{1.65}) + O(n^{0.01}p^{1.49}) + O(n^{0.86}p^{1.14}) + O(n^{2.62}p^{1.15}) = O(n^{0.08}p^{1.65} + n^{0.01}p^{1.49} + n^{0.86}p^{1.14} + n^{2.62}p^{1.15}) = O(\max(n^{0.08}p^{1.65}, n^{0.01}p^{1.49}, n^{0.86}p^{1.14}, n^{2.62}p^{1.15}))$$

$$(\max(n^{0.08}p^{1.65}, n^{0.01}p^{1.49}, n^{0.86}p^{1.14}, n^{2.62}p^{1.15})) = n^{2.62}p^{1.15}$$

Ce qui équivaut à la complexité du DEA :

$$O(n^{2.62}p^{1.15})$$

Pour trouver la classe de complexité, on assimile n à p ce qui équivaut à égaler n et p . Cela revient à une classe de complexité de

$$O(n^{3.77}) \sim O(n^4)$$

Ce qui correspond à la classe de *complexité polynomiale d'ordre 4*.

Chapitre 8

Conclusion

L'objectif de ce mémoire était de répondre aux cinq questions initiales énumérées dans le chapitre 1. Nous ne saurons donc pas nous dérober à cette obligation :

1. Comment peut-on définir un indicateur de performance complexe ?

Un indicateur de performance complexe est une agrégation pondérée de plusieurs indicateurs de performance (clés ou non) provenant de plusieurs domaines différents, à l'aide des fonctions statistiques ou des Machines Learning. Contrairement aux indicateurs de performance simples (clés ou non), l'indicateur de performance complexe a une structure hiérarchique.

2. Comment peut-on définir de manière théorique la complexité d'un indicateur de performance ?

Etant donné que pour déterminer la valeur d'un indicateur de performance complexe des fonctions statistiques ou de Machines Learning interviennent, la complexité d'un indicateur de performance est équivalent à la complexité de l'algorithme qui permet de calculer sa valeur.

Un indicateur de performance est dit complexe s'il appartient au moins à la classe de complexité quasi linéaire.

3. Comment peut-on mesurer/quantifier la complexité d'un indicateur de performance ?

En principe, on mesure la complexité d'un indicateur de performance en mesurant la complexité de l'algorithme qui permet de calculer sa valeur :

- de dénombrer le nombre d'opérations successives que possède l'algorithme qui sert à calculer la valeur de l'indicateur de performance. Il ne faut pas perdre de vue les structures de contrôle, les structures conditionnelles, les structures itératives et les structures récursives.
- d'exprimer le nombre obtenu en fonction de n (la taille des données à l'entrée).
- d'exprimer la fonction de n trouvée en notation asymptotique grand O ;
- la dernière expression nous donne la classe de complexité de l'indicateur de performance.

Etant donné que la plupart des fonctions statistiques ou des Machines Learning ont déjà été implémentés dans différents langage de script tels que Python, R, PHP,... pour notre part, nous avons écrit une classe qui permettait de mesurer le temps d'exécution en fonction des données en entrée. Cela nous a permis, à l'aide d'une régression linéaire, de déterminer la classe de complexité de la fonction statistique ou Machine Learning.

4. L'application de la complexité algorithmique aux indicateurs de performance est-elle appropriée ?

En principe les indicateurs de performance sont les résultats d'une fonction d'agrégation sur une ou un ensemble de colonnes (le décompte de lignes, somme, moyenne arithmétique ou géométrique, le maximum et le minimum des valeurs). Mais dans le cadre d'un indicateur de performance complexe dans lequel interviennent plusieurs indicateurs de performance clés ou non, des fonctions statistiques ou les Machines Learning interviennent, l'application de la complexité algorithmique pour déterminer la complexité est appropriée dans la mesure où pour toute ces fonctions la complexité algorithmique est applicable.

5. Quel est l'apport de la connaissance de la définition d'un indicateur de performance complexe et de sa mesure à l'entreprise ?

Il est difficile de trouver une définition d'un indicateur de performance complexe et de sa complexité. Le but premier du mémoire était de mettre en place une définition de ces notions très peu abordées. Grâce à la définition mise en place dans ce travail, les entreprises sont capables de savoir si elles sont en face d'un indicateur de performance complexe ou non. Ce qui va leur permettre de prévoir une stratégie et des ressources conséquentes pour sa mise en œuvre.

Par exemple si elles sont en face de plusieurs indicateurs à mettre en place, dans les différents éléments à prendre en compte pour choisir lesquels mettre en place prioritairement, la complexité peut aider à prendre cette décision : elles choisiront évidemment de mettre en place les indicateurs les plus adaptés à leur besoins. Elles pourront donc se demander si elles sont capables de mettre en place tout de suite les indicateurs les plus complexes ou est-il préférable au vu des ressources de l'entreprise de commencer par les moins complexes. Elles pourront se renseigner sur la complexité d'un indicateur avant de le mettre en place et ainsi d'éviter de se retrouver devant un travail plus conséquent.

L'exemple de l'indicateur de performance $SESG_{VA}$ nous a permis de nous rendre compte de l'utilité d'un indicateur complexe. Il permet de représenter les choses de la manière la plus vraisemblable possible. Pour représenter cet indicateur, il ne suffit pas simplement de tenir compte d'un ou des indicateurs environnementaux. Le concept de durabilité regroupe beaucoup d'élément qui ne peuvent pas être mis de côté si nous voulons un indicateur vraisemblable. Les entreprises doivent donc être prêtes à mettre en place des indicateurs complexes si elles veulent avoir une vision vraisemblable de la situation de leur entreprise.

Dans ce mémoire, nous n'avons tenus compte de la complexité en temps et n'avons pas abordé la complexité en espace. Ce travail peut être amélioré en y intégrant aussi la complexité spatiale.

Bibliography

Austin, R-D. (1996), *Measuring and managing performance in organizations*, New York: Dorset House Publishing

Bouquin, H.(2008), *Le Contrôle de gestion*, 8e édition, Paris : Presses Universitaires de France.

Charfaoui, Y. & Bourbai, I.(2018), *Principal component Analysis*. Consulté le 27/07/2020 sur <https://fr.slideshare.net/YounesCharfaoui/principal-component-analysis-code-and-time-complexity-127431697>

Carpentier, F-G.(2011/2012), *Analyse Factorielle*. Consulté le 27/07/2020 sur <http://www.normalesup.org/~carpenti/Notes/Analyse-factorielle/Analyse-Factorielle-2011.pdf>

Daddis, G. (1 Juin 2011), *No Sure Victory: Measuring U.S. Army Effectiveness and Progress in the Vietnam War*, 1ere edition, Angleterre: Oxford University Press.

Delahaye, J-P. (Août 2013), *Définir et mesurer la complexité : La théorie algorithmique de l'information*. Consulté le 14/10/2019 sur <http://www2.lifl.fr/~delahaye/Complexe/>

Docekalová, M.P. & Kocmanová, A. (Novembre 2015), *Composite indicator for measuring corporate sustainability*. Ecological Indicators, 61, 612-623.

Docekalová, M.P. & Kocmanová, A. (Février 2018), Comparison of Sustainable Environmental, Social, and Corporate Governance Value Added Models for Investors Decision Making. *Sustainability*, 10, 649.

Tavares, E.(10 février 2017), *Principle Component Analysis (PCA) with Scikit-Learn*. Consulté le 30/07/2020 sur https://etav.github.io/python/scikit_pca.html

Gibbs, J. et al.(2020), *Théorie de la complexité-définition*. Consulté le 14/05/2020 sur <https://www.techno-science.net/definition/6231.html>

Godefroy, L. (2019), *Notion de complexité algorithmique*. Consulté le 15/05/2020 <https://www.supinfo.com/cours/2ADS/chapitres/01-notion-complexite-algorithmique>

Figge, F. & Hahn, T. (2002), *Sustainable Value Added*. Consulté le 12/07/2020 sur https://www.researchgate.net/publication/222425875_Sustainable_Value_Added_-_Measuring_corporate_contributions_to_sustainability_beyond_eco-efficiency

Fowler, M. (2003), *Cannot Measure Productivity*. Consulté le 14/05/2020 sur <https://martinfowler.com/bliki/CannotMeasureProductivity.html>

Kocmanová, A., Docekalová, M.P., Škapa, S. & Smolíková, L. (Septembre 2016). Measuring Corporate Sustainability and Environmental, Social, and Corporate Governance Value Added. *Sustainability*, 8, 945.

Lagarde, G. (2019), *La théorie de la complexité algorithmique pour calculer efficacement*. Consulté le 03/03/2020 sur <https://interstices.info/la-theorie-de-la-complexite-algorithmique/>

Roulin, J.-L. (Septembre 2018), *La Psychométrie*. Consulté le 22/07/2020 sur http://www.psychometrie.jlroulin.fr/cours/aide_quizz.html?H.html

Veyrat, P. (2019), *Quels sont les principaux types d'indicateurs de performance? Exemple de KPI*. Consulté le 12/05/2020 sur <https://www.heflo.com/fr/blog/kpi/indicateurs-de-performance-kpis/>

Voyer, P. (2005), *Tableau de bord de gestion et indicateurs de performance*, 2e Édition, Québec: Presse de l'université du Québec.

SimpleKPI, *All about key performance indicators (KPI)*. Consulté le 10/05/2020 sur <https://www.simplekpi.com/Resources/Key-Performance-Indicators>

TheKerneltrip (16 Avril 2018), *Computational complexity of machine learning algorithms*. Consulté le 22/07/2020 sur <https://www.thekerneltrip.com/machine/learning/computational-complexity-learning-algorithms/>

Annexe A

Tableau A1. Indicateurs de performance environnementale, sociale et de gouvernance d'entreprise (I_{ESGi})		
Zone de mesure	Indicateurs	Mesure (Unité)
Indicateurs environnementaux		
Investissement environnemental	Investissements pour la protection de l'environnement	I_{En1} - Investissements totaux pour la protection de l'environnement ['000 EUR]
	Dépenses environnementales hors investissement	I_{En2} — Dépenses non liées à l'investissement pour la protection de l'environnement ['000 EUR]
Les émissions	Émissions annuelles totales	I_{En3} — Émissions totales dans l'air [t] (particules solides, SO ₂ , NO _x , NH ₃ , PM sans CO)
	Émissions annuelles totales de gaz à effet de serre	I_{En4} — Émissions totales de gaz à effet de serre [t] (CO ₂ , CH ₄ , N ₂ O, HFC, PFC, SF ₆)
Ressources de consommation	Consommation d'énergie annuelle totale	I_{En5} - Consommation totale d'énergie renouvelable [GJ]
	Consommation annuelle totale d'eau	I_{En6} - Consommation annuelle totale d'eau [m ³]
Gaspillage	Production annuelle totale de déchets	I_{En7} - Production annuelle totale de déchets [t]
	Production de déchets dangereux	I_{En8} - Production annuelle totale de déchets dangereux [t]
Indicateurs sociaux		
Société	Communauté	I_{Soc1} - Montant total de l'argent consacré à des œuvres caritatives en faveur des communautés locales ['000 EUR]
	Dons aux municipalités	I_{Soc2} — Montant total des dons ['000 EUR]
	Sécurité et protection de la santé des clients	I_{Soc3} - Montant total pour non-conformité aux réglementations relatives à la sécurité des clients et à la protection de la santé
Droits humains	Opportunités égales	I_{Soc4} - Nombre total de femmes [nombre]
		I_{Soc5} - Nombre total d'employés [nombre]
Pratiques de travail et travail décent	Le taux de rotation du personnel	I_{So6} - Nombre d'employés licenciés [nombre]
	Productivité du travail grâce à la valeur ajoutée	I_{Soc7} - Coûts salariaux / valeur ajoutée
		I_{Soc8} — Coûts salariaux / Nombre moyen d'employés [EUR / nombre d'employés]
	Dépenses d'éducation et de	I_{Soc9} - Dépenses d'éducation et de

	formation	formation [000 EUR]
Indicateurs de gouvernance d'entreprise		
Suivi et rapports	Informations sur l'entreprise	I_{Cg1} - Informations sur les résultats financiers [oui = 0,98; non = 0,02]
		I_{Cg2} - Informations sur les objectifs et la stratégie de l'entreprise [oui = 0,56; non = 0,44]
		I_{Cg3} - Informations provenant des activités de contrôle [oui = 0,61; non = 0,39]
	Déclaration des rapports volontaires	I_{Cg4} - Rapports des domaines environnementaux et sociaux [oui = 0,60; non = 0,40]
Gouvernance d'entreprise efficace	Gouvernance d'entreprise responsable	I_{Cg5} - Convention collective [oui = 0,53; non = 0,47]
	Comportement éthique	I_{Cg6} - Code d'éthique [oui = 0,72; non = 0,28]
Structurer la gouvernance d'entreprise	Rémunération du gouvernement d'entreprise	I_{Cg7} - Valeur financière totale de la rémunération du conseil d'administration et du conseil de surveillance [%]
	Composition efficace de la gouvernance d'entreprise	I_{Cg8} - Nombre de membres indépendants de la gouvernance d'entreprise [%]

Annexe B

Tableau 3. Indicateurs de performance EZG_i et leurs pondérations w_i dans le modèle SEG_{VA} .

I_{ESGi} — Indicateurs en Input		
I_{Eni} - Indicateurs environnementaux	I_{Soci} - Indicateurs sociaux	I_{Cgi} - Indicateurs Corporate Governance
I_{En2} - Dépenses non liées à l'investissement pour la protection de l'environnement ['000 EUR]	I_{Soc1} - Montant total de l'argent pour le travail caritatif en faveur des communautés locales ['000 EUR]	I_{Cg1} - Informations sur les résultats financiers [oui = 0,98; non = 0,02]
I_{En6} - Consommation annuelle totale d'eau [m3]	I_{So6} - Nombre d'employés licenciés [nombre]	I_{Cg4} - Rapports des domaines environnementaux et sociaux [oui = 0,60; non = 0,40]
I_{En7} - Production annuelle totale de déchets [t]	I_{Soc5} - Nombre total d'employés [nombre]	I_{Cg5} - Convention collective. [oui = 0,53; non = 0,47]
I_{En8} - Production annuelle totale de déchets dangereux [t]	I_{Soc9} - Dépenses d'éducation et de formation ['000 EUR]	I_{Cg6} - Code d'éthique [oui = 0,70; non = 0,30]

Annexe C

Tableau 5. Indicateurs économique dans le modèle SEAG _{VA} .		
I _{Ecoi} — Indicateurs économiques		
Output 1 - Modèle A _{EBIT}	Output 2 - Modèle B _{EAT}	Output 3 - Modèle C _{EVA}
I _{Eco1} - Bénéfice avant intérêts et impôts (EBIT) ['000 EUR]	I _{Eco2} - Bénéfices après impôts (EAT) ['000 EUR]	I _{Eco3} - Valeur ajoutée économique (EVA) ['000 EUR]

Annexe D : Résultats Evaluation de l'EFA

D1

	N	P	Time				
0	500	5	0.274562				
1	500	10	0.074997				
2	500	20	0.409003				
3	500	30	0.206997				
4	500	40	0.295999				
5	500	50	0.337000				
6	500	100	1.963003				
7	500	150	5.012997				
8	500	200	10.885000				
9	500	250	22.437001				
10	1000	5	0.012000				
11	1000	10	0.075002				
12	1000	20	0.095999				
13	1000	30	0.235998				
14	1000	40	0.215004				
15	1000	50	0.344995				
16	1000	100	1.543002				
17	1000	150	4.337003				
18	1000	200	9.868997				
19	1000	250	19.511998				
20	2000	5	0.034999	25	2000	50	0.310999
21	2000	10	0.141002	26	2000	100	1.759004
22	2000	20	0.105999	27	2000	150	5.748999
23	2000	30	0.134001	28	2000	200	9.771000
24	2000	40	0.344998	29	2000	250	21.230001
25	2000	50	0.310999	FactorAnalyzer -0.24 1.55			

D2

	N	P	Time				
0	500	5	0.019999				
1	500	10	0.079998				
2	500	20	0.183000				
3	500	30	0.176997				
4	500	40	0.319001				
5	500	50	0.367999				
6	500	100	1.675001				
7	500	150	4.826001				
8	500	200	12.084001				
9	500	250	22.602996				
10	1000	5	0.021001				
11	1000	10	0.075000				
12	1000	20	0.151004				
13	1000	30	0.181995				
14	1000	40	0.289003				
15	1000	50	0.579996				
16	1000	100	1.878000	28	2000	200	10.387002
17	1000	150	4.812001	29	2000	250	20.534003
18	1000	200	12.717002	30	5000	5	0.017993
19	1000	250	24.437998	31	5000	10	0.094002
20	2000	5	0.013002	32	5000	20	0.161000
21	2000	10	0.087003	33	5000	30	0.209002
22	2000	20	0.168001	34	5000	40	0.198997
23	2000	30	0.161996	35	5000	50	0.394999
24	2000	40	0.260001	36	5000	100	1.636003
25	2000	50	0.288999	37	5000	150	5.243001
26	2000	100	1.593999	38	5000	200	10.051002
27	2000	150	5.196002	39	5000	250	23.538998
28	2000	200	10.387002	FactorAnalyzer -0.03 1.73			

D3

	N	P	Time				
0	500	5	0.018002				
1	500	10	0.053004				
2	500	20	0.158992				
3	500	30	0.209002				
4	500	40	0.268999	27	2000	150	5.189001
5	500	50	0.395000	28	2000	200	11.594000
6	500	100	1.764007	29	2000	250	19.759998
7	500	150	5.017999	30	5000	5	0.045004
8	500	200	9.660995	31	5000	10	0.085999
9	500	250	19.482000	32	5000	20	0.164000
10	1000	5	0.016001	33	5000	30	0.184000
11	1000	10	0.063003	34	5000	40	0.283005
12	1000	20	0.138998	35	5000	50	0.316993
13	1000	30	0.143001	36	5000	100	1.392005
14	1000	40	0.308999	37	5000	150	4.394994
15	1000	50	0.532997	38	5000	200	12.102002
16	1000	100	1.588002	39	5000	250	21.839999
17	1000	150	4.264001	40	10000	5	0.026002
18	1000	200	9.680000	41	10000	10	0.096998
19	1000	250	19.849000	42	10000	20	0.144002
20	2000	5	0.027001	43	10000	30	0.202996
21	2000	10	0.065002	44	10000	40	0.207002
22	2000	20	0.137996	45	10000	50	0.360000
23	2000	30	0.182999	46	10000	100	1.412000
24	2000	40	0.272003	47	10000	150	5.917999
25	2000	50	0.432999	48	10000	200	10.215001
26	2000	100	2.022997	49	10000	250	20.258998
27	2000	150	5.189001	FactorAnalyzer 0.03 1.68			

D4

	N	P	Time								
0	500	5	0.019993	18	1000	200	11.399000	36	5000	100	1.328003
1	500	10	0.074006	19	1000	250	19.509998	37	5000	150	5.034998
2	500	20	0.095994	20	2000	5	0.015000	38	5000	200	10.150999
3	500	30	0.159000	21	2000	10	0.051003	39	5000	250	23.194001
4	500	40	0.211999	22	2000	20	0.085000	40	10000	5	0.021996
5	500	50	0.316001	23	2000	30	0.151002	41	10000	10	0.075005
6	500	100	2.328997	24	2000	40	0.203999	42	10000	20	0.108000
7	500	150	5.850008	25	2000	50	0.348997	43	10000	30	0.180996
8	500	200	10.581999	26	2000	100	1.538999	44	10000	40	0.846009
9	500	250	20.148994	27	2000	150	4.304005	45	10000	50	1.002000
10	1000	5	0.090000	28	2000	200	9.861996	46	10000	100	1.599995
11	1000	10	0.058999	29	2000	250	21.259003	47	10000	150	4.461004
12	1000	20	0.097007	30	5000	5	0.015998	48	10000	200	9.936993
13	1000	30	0.134994	31	5000	10	0.047999	49	10000	250	21.405001
14	1000	40	0.157004	32	5000	20	0.135006	50	15000	5	0.044001
15	1000	50	0.456995	33	5000	30	0.169995	51	15000	10	0.094000
16	1000	100	1.519005	34	5000	40	0.493003	52	15000	20	0.246999
17	1000	150	4.872997	35	5000	50	0.411998	53	15000	30	0.160997
54	15000	40	0.327005								
55	15000	50	0.768997								
56	15000	100	1.458000								
57	15000	150	3.792001								
58	15000	200	11.964000								
59	15000	250	16.775003								
FactorAnalyzer 0.07 1.69											

D5

	N	P	Time								
0	500	5	0.021005								
1	500	10	0.056999	18	1000	200	9.590004	44	10000	40	0.264997
2	500	20	0.060000	19	1000	250	19.007995	45	10000	50	0.285001
3	500	30	0.202999	20	2000	5	0.016004	46	10000	100	1.793000
4	500	40	0.231997	21	2000	10	0.049995	47	10000	150	5.035001
5	500	50	0.299003	22	2000	20	0.197004	48	10000	200	9.865002
6	500	100	1.837996	23	2000	30	0.157004	49	10000	250	16.470998
7	500	150	5.039001	24	2000	40	0.198997	50	15000	5	0.029003
8	500	200	9.797000	25	2000	50	0.299003	51	15000	10	0.072004
9	500	250	19.005998	26	2000	100	1.696996	52	15000	20	0.096992
10	1000	5	0.020006	27	2000	150	4.228004	53	15000	30	0.319002
11	1000	10	0.081000	28	2000	200	9.513000	54	15000	40	0.312005
12	1000	20	0.120999	29	2000	250	23.717999	55	15000	50	0.511001
13	1000	30	0.144995	56	15000	100	1.582995
14	1000	40	0.228004	40	10000	5	0.018001	57	15000	150	3.734998
15	1000	50	0.275998	41	10000	10	0.116999	58	15000	200	10.078001
16	1000	100	1.301003	42	10000	20	0.182001	59	15000	250	19.444998
17	1000	150	4.075994	43	10000	30	0.206002	60	20000	5	0.030005
								61	20000	10	0.137997

```

62 20000 20 0.155003
63 20000 30 0.185003
64 20000 40 0.439994
65 20000 50 0.587999
66 20000 100 1.679001
67 20000 150 5.251000
68 20000 200 10.204002
69 20000 250 19.499997

```

```

[70 rows x 3 columns]
FactorAnalyzer | 0.08 | 1.69

```

D6

	N	P	Time
0	500	5	0.026000
1	500	10	0.057005
2	500	20	0.077997
3	500	30	0.164996
4	500	40	0.185002
5	500	50	0.343001
6	500	100	1.761999
7	500	150	4.185004
8	500	200	10.533997
9	500	250	18.833998
10	1000	5	0.025002
11	1000	10	0.046998
12	1000	20	0.140006
13	1000	30	0.159998
14	1000	40	0.191998
15	1000	50	0.446996
16	1000	100	1.780005
17	1000	150	4.760999
18	1000	200	9.560000
19	1000	250	18.852998
20	2000	5	0.017004
21	2000	10	0.094003
22	2000	20	0.180994
23	2000	30	0.149002
24	2000	40	0.389997
25	2000	50	0.298006
26	2000	100	1.979000
27	2000	150	6.324994
28	2000	200	10.461001
29	2000	250	30.285000
30
31
32
33
34
35
36
37
38
39
40
41
42
43
44
45
46
47
48
49
50
51
52
53
54
55	15000	50	0.451995
56	15000	100	1.662998
57	15000	150	5.077999
58	15000	200	10.179003
59	15000	250	16.398998
60	20000	5	0.041998
61	20000	10	0.089001
62	20000	20	0.132008
63	20000	30	0.476993
64	20000	40	0.267008
65	20000	50	0.389999
66	20000	100	1.725993
67	20000	150	5.585004
68	20000	200	10.211998
69	20000	250	24.708001
70	25000	5	0.065005
71	25000	10	0.192996
72	25000	20	0.454003
73	25000	30	0.357999
74	25000	40	0.917000
75	25000	50	0.666998
76	25000	100	2.662001
77	25000	150	7.543000
78	25000	200	12.507998
79	25000	250	17.468997

```

[80 rows x 3 columns]
FactorAnalyzer | 0.12 | 1.63

```


D7

	N	P	Time				
0	500	5	0.013998	18	1000	200	11.102004
1	500	10	0.064999	19	1000	250	19.296998
2	500	20	0.102006	20	2000	5	0.027001
3	500	30	0.167995	21	2000	10	0.091001
4	500	40	0.210000	22	2000	20	0.143000
5	500	50	0.355001	23	2000	30	0.393005
6	500	100	2.120000	24	2000	40	0.238996
7	500	150	5.210999	25	2000	50	0.419000
8	500	200	11.001003	26	2000	100	1.551998
9	500	250	15.966998	27	2000	150	4.255000
10	1000	5	0.024002	28	2000	200	9.654002
11	1000	10	0.077998	29	2000	250	28.667997
12	1000	20	0.080000
13	1000	30	0.254001	60	20000	5	0.037001
14	1000	40	0.226997	61	20000	10	0.102003
15	1000	50	0.357002	62	20000	20	0.123003
16	1000	100	1.500999	63	20000	30	0.469993
17	1000	150	4.266997	64	20000	40	0.494004
65	20000	50	0.547997				
66	20000	100	1.737000				
67	20000	150	3.841002				
68	20000	200	10.054997				
69	20000	250	21.656000				
70	25000	5	0.060002				
71	25000	10	0.083001				
72	25000	20	0.320999				
73	25000	30	0.478001	83	30000	30	0.434999
74	25000	40	0.287000	84	30000	40	0.325002
75	25000	50	0.426999	85	30000	50	0.489998
76	25000	100	1.539000	86	30000	100	1.338999
77	25000	150	5.299999	87	30000	150	3.971998
78	25000	200	8.500001	88	30000	200	10.274001
79	25000	250	20.322001	89	30000	250	16.909003
80	30000	5	0.048003				
81	30000	10	0.113999	[90 rows x 3 columns]			
82	30000	20	0.145000	FactorAnalyzer 0.08 1.61			

D8

	N	P	Time									
0	500	5	0.037995					74	25000	40	0.313996	
1	500	10	0.054005	18	1000	200	9.662998	75	25000	50	0.493000	
2	500	20	0.081000	19	1000	250	19.017002	76	25000	100	1.797998	
3	500	30	0.312992	20	2000	5	0.018002	77	25000	150	4.895005	
4	500	40	0.198003	21	2000	10	0.069998	78	25000	200	8.889996	
5	500	50	0.316998	22	2000	20	0.155001	79	25000	250	19.541005	
6	500	100	1.498004	23	2000	30	0.173004	80	30000	5	0.039994	
7	500	150	4.972001	24	2000	40	0.260995	81	30000	10	0.132999	
8	500	200	9.741998	25	2000	50	0.494003	82	30000	20	0.246010	
9	500	250	20.578996	26	2000	100	1.772998	83	30000	30	0.817992	
10	1000	5	0.014000	27	2000	150	4.284002	84	30000	40	0.285999	
11	1000	10	0.052007	28	2000	200	9.513998	85	30000	50	0.472002	
12	1000	20	0.097995	29	2000	250	19.308003	86	30000	100	1.604000	
13	1000	30	0.186000	87	30000	150	9.288999	
14	1000	40	0.228996	70	25000	5	0.048000	88	30000	200	16.632999	
15	1000	50	0.391006	71	25000	10	0.163002	89	30000	250	18.474002	
16	1000	100	1.779994	72	25000	20	0.171000	90	35000	5	0.055004	
17	1000	150	5.137001	73	25000	30	0.661004	91	35000	10	0.121994	
92	35000	20	0.236003									
93	35000	30	0.345003									
94	35000	40	0.323997									
95	35000	50	0.478006									
96	35000	100	1.577991									
97	35000	150	5.419000									
98	35000	200	8.689002									
99	35000	250	21.573000									

[100 rows x 3 columns]
 FactorAnalyzer | 0.11 | 1.61

Annexe E : Résultats Evaluation du CFA

E1

	N	P	Time				
0	500	5	0.813974				
1	500	10	0.956773				
2	500	20	5.463507				
3	500	30	6.461001				
4	500	40	8.124999				
5	500	50	9.244994				
6	500	100	18.090453				
7	500	150	50.210999				
8	500	200	101.313002				
9	500	250	243.261395				
10	1000	5	0.380006				
11	1000	10	1.521994				
12	1000	20	4.184006				
13	1000	30	6.369000				
14	1000	40	8.366002				
15	1000	50	9.756997				
16	1000	100	17.979002				
17	1000	150	50.429995				
18	1000	200	99.388000				
19	1000	250	222.447000				
20	2000	5	0.196000	26	2000	100	18.573999
21	2000	10	1.039005	27	2000	150	50.486002
22	2000	20	4.549999	28	2000	200	97.636004
23	2000	30	6.410995	29	2000	250	235.396971
24	2000	40	8.318000	ConfirmatoryFactorAnalyzer -0.11 1.48			
25	2000	50	10.075000				

E2

	N	P	Time				
0	500	5	0.211002				
1	500	10	2.644000				
2	500	20	6.213990				
3	500	30	6.567003				
4	500	40	8.206998				
5	500	50	9.511000				
6	500	100	17.840008				
7	500	150	49.856997				
8	500	200	98.181998				
9	500	250	247.564998				
10	1000	5	1.009007				
11	1000	10	0.426000				
12	1000	20	5.439993				
13	1000	30	6.384007				
14	1000	40	8.403990				
15	1000	50	9.487008	28	2000	200	100.343000
16	1000	100	18.043997	29	2000	250	226.560000
17	1000	150	50.286000	30	5000	5	0.656999
18	1000	200	97.118000	31	5000	10	1.365000
19	1000	250	245.429004	32	5000	20	5.165007
20	2000	5	0.884001	33	5000	30	6.301997
21	2000	10	0.404000	34	5000	40	8.852999
22	2000	20	3.788000	35	5000	50	11.082999
23	2000	30	6.268000	36	5000	100	18.005004
24	2000	40	8.250990	37	5000	150	50.397993
25	2000	50	10.918002	38	5000	200	98.080000
26	2000	100	18.146000	39	5000	250	228.203000
27	2000	150	50.503001	ConfirmatoryFactorAnalyzer 0.01 1.44			

E3

	N	P	Time				
0	500	5	0.152993				
1	500	10	2.249005				
2	500	20	5.330002				
3	500	30	6.340997				
4	500	40	8.186995				
5	500	50	9.612999	28	2000	200	99.013001
6	500	100	18.132002	29	2000	250	225.643999
7	500	150	50.424999	30	5000	5	0.419007
8	500	200	96.810005	31	5000	10	0.360994
9	500	250	217.270999	32	5000	20	3.577999
10	1000	5	0.853997	33	5000	30	6.301001
11	1000	10	1.245003	34	5000	40	8.054001
12	1000	20	4.324999	35	5000	50	9.508997
13	1000	30	7.856009	36	5000	100	18.050002
14	1000	40	8.291998	37	5000	150	49.974003
15	1000	50	9.470998	38	5000	200	95.669997
16	1000	100	18.332001	39	5000	250	200.024002
17	1000	150	49.783993	40	10000	5	0.297998
18	1000	200	96.796001	41	10000	10	0.337005
19	1000	250	223.141000	42	10000	20	3.708003
20	2000	5	0.460998	43	10000	30	6.338002
21	2000	10	1.423999	44	10000	40	8.140993
22	2000	20	5.445008	45	10000	50	9.582998
23	2000	30	6.339994	46	10000	100	18.093009
24	2000	40	8.222998	47	10000	150	50.504992
25	2000	50	9.428001	48	10000	200	96.664997
26	2000	100	18.306001	49	10000	250	200.328002
27	2000	150	50.672519	ConfirmatoryFactorAnalyzer -0.08 1.5			

E4

[illegible]

E5

	N	P	Time
0	500	5	0.375999
1	500	10	0.309000
2	500	20	4.523000
3	500	30	6.176998
4	500	40	8.388992
5	500	50	10.081005
6	500	100	18.452004
7	500	150	50.163993
8	500	200	117.914004
9	500	250	231.383000
10	1000	5	0.643004
11	1000	10	0.551993
12	1000	20	5.732002
13	1000	30	6.746000
14	1000	40	8.821000
15	1000	50	10.511003
16	1000	100	20.577996
17	1000	150	57.006004
18	1000	200	102.222998
19	1000	250	239.039000
20	2000	5	0.184999
21	2000	10	2.117006
22	2000	20	5.484994
23	2000	30	6.618000
24	2000	40	9.745001
25	2000	50	10.874002
26	2000	100	19.489999
27	2000	150	53.420001
64	20000	40	8.546999
65	20000	50	9.660992
66	20000	100	18.362002
67	20000	150	51.065000
68	20000	200	97.606999
69	20000	250	223.833002

[70 rows x 3 columns]

ConfirmatoryFactorAnalyzer | -0.01 | 1.52

E6

	N	P	Time				
0	500	5	1.313998				
1	500	10	2.133002	28	2000	200	98.303001
2	500	20	4.986994	29	2000	250	227.031995
3	500	30	6.413006
4	500	40	8.673002	50	15000	5	0.182002
5	500	50	9.790995	51	15000	10	0.562999
6	500	100	18.282000	52	15000	20	4.695005
7	500	150	62.197001	53	15000	30	6.459996
8	500	200	102.006001	54	15000	40	8.881999
9	500	250	250.926999	55	15000	50	9.913001
10	1000	5	0.696997	56	15000	100	20.881004
11	1000	10	2.367008	57	15000	150	55.381997
12	1000	20	1.831993	58	15000	200	110.502002
13	1000	30	7.014999	59	15000	250	212.839995
14	1000	40	8.682005	60	20000	5	0.608000
15	1000	50	10.476997	61	20000	10	0.701001
16	1000	100	20.281003	62	20000	20	3.271006
17	1000	150	52.715999	63	20000	30	6.616001
18	1000	200	101.698998	64	20000	40	8.520997
19	1000	250	227.588001	65	20000	50	10.272994
20	2000	5	0.477995	66	20000	100	18.462007
21	2000	10	3.602006	67	20000	150	53.920995
22	2000	20	9.491000	68	20000	200	96.939999
23	2000	30	9.381000	69	20000	250	214.178000
24	2000	40	11.071002	70	25000	5	0.320003
25	2000	50	12.748997	71	25000	10	0.957005
26	2000	100	27.136009	72	25000	20	4.865000
27	2000	150	53.313992	73	25000	30	6.527998
74	25000	40	8.439993				
75	25000	50	10.199006				
76	25000	100	18.170996				
77	25000	150	51.121530				
78	25000	200	101.924000				
79	25000	250	206.678000				

[80 rows x 3 columns]

ConfirmatoryFactorAnalyzer | -0.08 | 1.46

E7

				24	2000	40	8.470000
				25	2000	50	9.837993
				26	2000	100	20.142007
	N	P	Time	27	2000	150	49.962996
0	500	5	1.438998	28	2000	200	98.954997
1	500	10	0.708999	29	2000	250	224.833001
2	500	20	5.799011
3	500	30	6.816988	60	20000	5	0.284001
4	500	40	8.274997	61	20000	10	0.940007
5	500	50	9.871000	62	20000	20	4.194993
6	500	100	18.522006	63	20000	30	6.586007
7	500	150	51.066992	64	20000	40	8.539995
8	500	200	98.051002	65	20000	50	10.161004
9	500	250	265.083527	66	20000	100	18.920994
10	1000	5	0.478004	67	20000	150	50.410526
11	1000	10	0.273997	68	20000	200	98.872998
12	1000	20	4.174003	69	20000	250	209.623108
13	1000	30	7.233001	70	25000	5	0.242005
14	1000	40	10.596994	71	25000	10	0.871998
15	1000	50	10.598004	72	25000	20	6.272999
16	1000	100	20.305998	73	25000	30	9.597002
17	1000	150	50.861000	74	25000	40	14.850000
18	1000	200	98.270997	75	25000	50	11.919998
19	1000	250	221.477000	76	25000	100	18.905000
20	2000	5	1.253003	77	25000	150	50.411000
21	2000	10	0.298000	78	25000	200	98.141998
22	2000	20	4.640001	79	25000	250	217.698998
23	2000	30	6.649002	80	30000	5	0.710007
81	30000	10	0.347996				
82	30000	20	4.542006				
83	30000	30	6.718997				
84	30000	40	8.751995				
85	30000	50	10.118000				
86	30000	100	19.427999				
87	30000	150	51.250000				
88	30000	200	98.403000				
89	30000	250	227.660115				

[90 rows x 3 columns]

ConfirmatoryFactorAnalyzer | -0.02 | 1.51

E8

	N	P	Time				
0	500	5	0.670995	76	25000	100	18.315000
1	500	10	0.318005	77	25000	150	50.193000
2	500	20	5.843000	78	25000	200	101.356998
3	500	30	9.427058	79	25000	250	207.902002
4	500	40	10.173437	80	30000	5	0.386002
5	500	50	13.565000	81	30000	10	0.773998
6	500	100	20.500004	82	30000	20	2.660000
7	500	150	50.469524	83	30000	30	6.299998
8	500	200	97.381592	84	30000	40	8.479006
9	500	250	217.477788	85	30000	50	10.602996
10	1000	5	1.168006	86	30000	100	19.243001
11	1000	10	0.399000	87	30000	150	51.386998
12	1000	20	6.148993	88	30000	200	118.454004
13	1000	30	6.443001	89	30000	250	223.651997
14	1000	40	8.430999	90	35000	5	0.249001
15	1000	50	10.044005	91	35000	10	0.420007
16	1000	100	18.644001	92	35000	20	1.830993
17	1000	150	49.634996	93	35000	30	6.202005
18	1000	200	97.180721	94	35000	40	8.299995
19	1000	250	216.051443	95	35000	50	9.840003
20	2000	5	0.734005	96	35000	100	18.577997
21	2000	10	1.799010	97	35000	150	50.140998
22	2000	20	5.249990	98	35000	200	97.178000
23	2000	30	11.659000	99	35000	250	223.465003
24	2000	40	8.273993				
25	2000	50	9.307000				
26	2000	100	19.279002	[100 rows x 3 columns]			
27	2000	150	50.566998	ConfirmatoryFactorAnalyzer -0.07 1.53			

Annexe F : Résultats Evaluation du PCA

F1

	N	P	Time				
0	500	5	0.071995				
1	500	10	0.020003				
2	500	20	0.001000				
3	500	30	0.010997				
4	500	40	0.002002				
5	500	50	0.005002				
6	500	100	0.010999				
7	500	150	0.020999				
8	500	200	0.029008				
9	500	250	0.058997				
10	1000	5	0.001000				
11	1000	10	0.001997				
12	1000	20	0.002002				
13	1000	30	0.002998				
14	1000	40	0.006002				
15	1000	50	0.006999				
16	1000	100	0.017000				
17	1000	150	0.038012				
18	1000	200	0.054988				
19	1000	250	0.061997				
20	2000	5	0.001000	25	2000	50	0.013998
21	2000	10	0.002000	26	2000	100	0.030000
22	2000	20	0.003001	27	2000	150	0.051998
23	2000	30	0.006001	28	2000	200	0.070001
24	2000	40	0.010001	29	2000	250	0.105999
25	2000	50	0.013998	PCA -0.01 0.83			

F2

	N	P	Time				
0	500	5	0.001001				
1	500	10	0.001002				
2	500	20	0.001000				
3	500	30	0.001999				
4	500	40	0.002001				
5	500	50	0.002998				
6	500	100	0.009002				
7	500	150	0.015992				
8	500	200	0.033007				
9	500	250	0.050998				
10	1000	5	0.000999				
11	1000	10	0.001997				
12	1000	20	0.001000				
13	1000	30	0.002998				
14	1000	40	0.004000	28	2000	200	0.080998
15	1000	50	0.003999	29	2000	250	0.106995
16	1000	100	0.012999	30	5000	5	0.003000
17	1000	150	0.036007	31	5000	10	0.003009
18	1000	200	0.060998	32	5000	20	0.007006
19	1000	250	0.114000	33	5000	30	0.013989
20	2000	5	0.000997	34	5000	40	0.023993
21	2000	10	0.002005	35	5000	50	0.027004
22	2000	20	0.002000	36	5000	100	0.075003
23	2000	30	0.004998	37	5000	150	0.111993
24	2000	40	0.005000	38	5000	200	0.188004
25	2000	50	0.008004	39	5000	250	0.244996
26	2000	100	0.024994	PCA 0.77 1.2			
27	2000	150	0.055006				

F3

	N	P	Time				
0	500	5	0.001000				
1	500	10	0.000997	26	2000	100	0.036001
2	500	20	0.001001	27	2000	150	0.049000
3	500	30	0.001999	28	2000	200	0.075997
4	500	40	0.003002	29	2000	250	0.141000
5	500	50	0.002997	30	5000	5	0.003003
6	500	100	0.011000	31	5000	10	0.002998
7	500	150	0.016001	32	5000	20	0.007004
8	500	200	0.025002	33	5000	30	0.013995
9	500	250	0.043002	34	5000	40	0.021002
10	1000	5	0.000995	35	5000	50	0.023002
11	1000	10	0.000998	36	5000	100	0.072003
12	1000	20	0.002001	37	5000	150	0.110995
13	1000	30	0.003000	38	5000	200	0.167999
14	1000	40	0.002999	39	5000	250	0.250000
15	1000	50	0.004003	40	10000	5	0.004005
16	1000	100	0.012002	41	10000	10	0.005006
17	1000	150	0.024995	42	10000	20	0.017990
18	1000	200	0.039999	43	10000	30	0.032000
19	1000	250	0.082002	44	10000	40	0.037000
20	2000	5	0.001002	45	10000	50	0.046001
21	2000	10	0.002001	46	10000	100	0.116006
22	2000	20	0.005002	47	10000	150	0.232992
23	2000	30	0.006994	48	10000	200	0.345001
24	2000	40	0.008003	49	10000	250	0.486003
25	2000	50	0.009998	PCA 0.82 1.18			
26	2000	100	0.036001				

F5

	N	P	Time
0	500	5	0.001005
1	500	10	0.001000
2	500	20	0.002001
3	500	30	0.000999
4	500	40	0.003000
5	500	50	0.002999
6	500	100	0.008001
7	500	150	0.016997
8	500	200	0.031001
9	500	250	0.038011
10	1000	5	0.000988
11	1000	10	0.002007
12	1000	20	0.000999
13	1000	30	0.003000
14	1000	40	0.002998
15	1000	50	0.005002
16	1000	100	0.012004
17	1000	150	0.025989
18	1000	200	0.044007
19	1000	250	0.079996
20	2000	5	0.002003
21	2000	10	0.001997
22	2000	20	0.005000
23	2000	30	0.006003
24	2000	40	0.007997
25	2000	50	0.008999
26	2000	100	0.028999
27	2000	150	0.042003
28	2000	200	0.081002
29	2000	250	0.102998
30
31	10000	5	0.007004
32	10000	10	0.009003
33	10000	20	0.019995
34	10000	30	0.035001
35	20000	5	0.011003
36	20000	10	0.022999
37	20000	20	0.041999
38	20000	30	0.081000
39	20000	40	0.097999
40	20000	50	0.096999
41	20000	100	0.272000
42	20000	150	0.400000
43	20000	200	0.602000
44	20000	250	0.805003

[70 rows x 3 columns]

PCA | 0.9 | 1.1

F6

	N	P	Time								
0	500	5	0.000998	18	1000	200	0.040005				
1	500	10	0.001004	19	1000	250	0.081996	55	15000	50	0.069008
2	500	20	0.000998	20	2000	5	0.002003	56	15000	100	0.186990
3	500	30	0.002001	21	2000	10	0.002002	57	15000	150	0.326002
4	500	40	0.002998	22	2000	20	0.006999	58	15000	200	0.469001
5	500	50	0.005001	23	2000	30	0.007010	59	15000	250	0.669997
6	500	100	0.012005	24	2000	40	0.006988	60	20000	5	0.009007
7	500	150	0.021995	25	2000	50	0.010001	61	20000	10	0.016995
8	500	200	0.030001	26	2000	100	0.029997	62	20000	20	0.037001
9	500	250	0.041011	27	2000	150	0.043006	63	20000	30	0.059998
10	1000	5	0.001987	28	2000	200	0.084994	64	20000	40	0.089999
11	1000	10	0.001006	29	2000	250	0.111000	65	20000	50	0.103004
12	1000	20	0.002001	66	20000	100	0.252996
13	1000	30	0.002000	50	15000	5	0.008007	67	20000	150	0.426001
14	1000	40	0.003998	51	15000	10	0.018000	68	20000	200	0.646998
15	1000	50	0.003998	52	15000	20	0.038999	69	20000	250	0.849000
16	1000	100	0.012004	53	15000	30	0.063995	70	25000	5	0.016002
17	1000	150	0.028991	54	15000	40	0.067999	71	25000	10	0.022997
72	25000	20	0.050003								
73	25000	30	0.082000								
74	25000	40	0.109998								
75	25000	50	0.133999								
76	25000	100	0.278998								
77	25000	150	0.501002								
78	25000	200	0.788001								
79	25000	250	1.096001								

[80 rows x 3 columns]

PCA | 0.88 | 1.12

F7

	N	P	Time
0	500	5	0.002001
1	500	10	0.001000
2	500	20	0.000999
3	500	30	0.002001
4	500	40	0.002003
5	500	50	0.002998
6	500	100	0.007999
7	500	150	0.015004
8	500	200	0.024005
9	500	250	0.038004
10	1000	5	0.000987
11	1000	10	0.001004
12	1000	20	0.002001
13	1000	30	0.003000
14	1000	40	0.003000
15	1000	50	0.004998
16	1000	100	0.013997
17	1000	150	0.024998
18	1000	200	0.052001
19	1000	250	0.090003
20	2000	5	0.002002
21	2000	10	0.002995
22	2000	20	0.004003
23	2000	30	0.004998
24	2000	40	0.006999
25	2000	50	0.008002
26	2000	100	0.026998
27	2000	150	0.043998
28	2000	200	0.069000
29	2000	250	0.112001
..
60	20000	5	0.010007
61	20000	10	0.016995
62	20000	20	0.037000
63	20000	30	0.064996
64	20000	40	0.076001
65	20000	50	0.096001
66	20000	100	0.244998
67	20000	150	0.399002
68	20000	200	0.671998
69	20000	250	0.864004
70	25000	5	0.015001
71	25000	10	0.027000
72	25000	20	0.054996
73	25000	30	0.083001
74	25000	40	0.098998
75	25000	50	0.133000
76	25000	100	0.325000
77	25000	150	0.504000
78	25000	200	0.737999
79	25000	250	1.090001
80	30000	5	0.016002
81	30000	10	0.026005
82	30000	20	0.068996
83	30000	30	0.101998
84	30000	40	0.127999
85	30000	50	0.146001
86	30000	100	0.360999
87	30000	150	0.661000
88	30000	200	0.912000
89	30000	250	1.273000

[90 rows x 3 columns]

PCA | 0.91 | 1.11

F8

	N	P	Time								
0	500	5	0.002002	18	1000	200	0.046006	75	25000	50	0.154002
1	500	10	0.000998	19	1000	250	0.079996	76	25000	100	0.341997
2	500	20	0.001009	20	2000	5	0.002017	77	25000	150	0.542002
3	500	30	0.001996	21	2000	10	0.002988	78	25000	200	0.835998
4	500	40	0.002000	22	2000	20	0.002993	79	25000	250	1.124001
5	500	50	0.002997	23	2000	30	0.004997	80	30000	5	0.014013
6	500	100	0.008003	24	2000	40	0.019010	81	30000	10	0.032991
7	500	150	0.015000	25	2000	50	0.015989	82	30000	20	0.076000
8	500	200	0.029995	26	2000	100	0.029999	83	30000	30	0.123999
9	500	250	0.055009	27	2000	150	0.051003	84	30000	40	0.127997
10	1000	5	0.001993	28	2000	200	0.066006	85	30000	50	0.166007
11	1000	10	0.000999	29	2000	250	0.107990	86	30000	100	0.362995
12	1000	20	0.002999	87	30000	150	0.666998
13	1000	30	0.004002	70	25000	5	0.012009	88	30000	200	0.948001
14	1000	40	0.005000	71	25000	10	0.027993	89	30000	250	1.476002
15	1000	50	0.007000	72	25000	20	0.051995	90	35000	5	0.024003
16	1000	100	0.015000	73	25000	30	0.084999	91	35000	10	0.030995
17	1000	150	0.033001	74	25000	40	0.100000	92	35000	20	0.077999
93	35000	30	0.116998								
94	35000	40	0.140000								
95	35000	50	0.187002								
96	35000	100	0.492998								
97	35000	150	0.721002								
98	35000	200	1.126998								
99	35000	250	1.592000								

[100 rows x 3 columns]

PCA | 0.89 | 1.13

Annexe G : Résultats Evaluation du DEA

G1

	N	P	Time
0	200	5	61.358894
1	200	10	133.308269
2	200	15	226.842581
3	300	5	126.363129
4	300	10	278.440492
5	300	15	506.215872
6	500	5	721.856881
7	500	10	1079.018373
8	500	15	1956.985821
DEA	2.46	1.1	

G2

	N	P	Time
0	200	5	53.998993
1	200	10	106.938001
2	200	15	181.117001
3	200	20	254.906998
4	300	5	140.287001
5	300	10	340.716997
6	300	15	384.147998
7	300	20	565.005005
8	500	5	683.708998
9	500	10	1321.223073
10	500	15	1912.741163
11	500	20	4711.072192
12	600	5	927.716866
13	600	10	1681.194002
14	600	15	2958.877999
15	600	20	4270.448997
DEA	2.68	1.12	

G3

	N	P	Time				
0	200	5	67.971996				
1	200	10	149.113000				
2	200	15	167.128002				
3	200	20	255.961999				
4	300	5	129.358005				
5	300	10	280.218075				
6	300	15	459.500994				
7	300	20	677.861064				
8	500	5	604.679000				
9	500	10	1234.962519				
10	500	15	1799.298597				
11	500	20	2373.388521				
12	600	5	847.248001				
13	600	10	1872.579189	17	1000	10	7711.710513
14	600	15	3110.786514	18	1000	15	12255.226094
15	600	20	7000.604635	19	1000	20	43750.211110
16	1000	5	3682.542001	DEA 2.73 1.23			